

HOCHSCHULE RUHR WEST
UNIVERSITY OF APPLIED SCIENCES

Analyse & Entwicklung Neuronaler Netze für die Vorhersage von 3D-Strömungslösungen anhand eines Fandesigns

MASTERARBEIT

für die Prüfung zum
Master of Science

im Studiengang Informatik
an der Hochschule Ruhr West

von

Fabian Küppers

Matrikelnr. 10008817

Erstprüfer
Zweitprüfer
Kooperationspartner

Prof. Dr.-Ing. Anselm Haselhoff
Dr.-Ing. Dipl.-Math. Christian Voß
Deutsches Zentrum für Luft- und
Raumfahrt e.V.

Köln, September 2018

Eidesstattliche Erklärung

Hiermit versichere ich, dass ich
die vorliegende Arbeit selbstständig und nur unter
Verwendung der angegebenen Quellen und
Hilfsmittel angefertigt habe.

Köln, der 25. September 2018

Kurzfassung

Mittels CFD-Strömungssimulationen kann ein Verdichter einer Turbomaschine aerodynamisch bewertet und ausgelegt werden. Im Rahmen einer Optimierung werden diese Strömungssimulationen für verschiedene Designvariationen häufig durchgeführt und benötigen daher enorm viel Rechenzeit. Allerdings führen schon kleine Änderungen in der Parametrisierung oder Zielformulierung einer Optimierung dazu, dass zuvor gewonnene Erkenntnisse nur bedingt in weiteren Optimierungen verwendet werden können. Eine vollständige Weiterverwendung aller berechneten Strömungslösungen könnte zukünftige Optimierungen beschleunigen.

Es soll daher ein Verfahren untersucht werden, mit dessen Hilfe Strömungsinformationen aus bereits durchgeführten Optimierungen unabhängig der Parametrisierung extrahiert werden können. Aus diesem Grund wurde ein Verfahren zur Berechnung von Strömungssimulationen mittels Neuronaler Netze entwickelt und untersucht. Diese Modelle können anhand bereits berechneter Strömungslösungen trainiert werden, sodass diese Informationen auf andere Geometrien in kurzer Zeit übertragen werden können, um eine möglichst schnelle Vorhersage zu erhalten. Zu diesem Zweck wurde zunächst eine Datenbasis von Strömungslösungen anhand einer Optimierung erzeugt, die für das Training des Modells genutzt wurde. In einem zweiten Schritt wurde ein Verfahren entwickelt, um die Geometrieinformationen für die Nutzung mittels Neuronaler Netze aufzubereiten. Anschließend wurde ein Modell für ein Neuronales Netz analysiert und aufgestellt, welches auf moderne Techniken der Bilderkennung im Bereich Deep Learning zurückgreift. Die Validierung und Bewertung des Verfahrens erfolgte anhand einer Testmenge auf Basis statistischer und aerodynamischer Metriken.

Es konnte so ein Modell trainiert werden, welches für verschiedene Geometrievariationen einer Optimierung Strömungsvorhersagen treffen kann. Die aerodynamische Auswertung verschiedener Kenngrößen offenbarte allerdings noch Verbesserungspotential, sodass der Einsatz des Modells im Rahmen einer Optimierung nicht abschließend evaluiert wurde und lediglich Möglichkeiten für zukünftige Anwendungsfälle aufgezeigt werden. Es ist dennoch erkennbar, dass verschiedene Strömungseffekte von dem Modell erlernt und wiedergegeben werden, sodass dies ein vielversprechender Ansatz für weitere Untersuchungen ist.

Schlagwörter: CFD-Strömungssimulation, aerodynamische Optimierung, Turbomaschine, Neuronales Netz, Deep Learning

Abstract

A compressor used in conventional aircraft engines and gas turbines can be aerodynamically evaluated and designed by CFD flow simulations. As part of an optimization, these flow simulations are often performed for different design variations and therefore require an enormous amount of computing time. Even small changes in the parameterization of an optimization lead to the fact that obtained flow solutions cannot be used in further optimizations. However, reusing old CFD flow solutions could accelerate future optimizations.

Therefore, it is investigated how to extract flow information of already performed optimizations and to provide them for future geometry designs independently of the parameterization. For this reason, a suitable method for calculating flow simulations using neural networks has been developed and investigated. The neural network model is trained on already calculated flow solutions. Thus, it is possible to transfer old information to other geometry designs in a short time to get fast flow predictions. For this purpose, a database of flow solutions was generated based on an optimization. This database was used to train the model. Then a method was developed to utilize geometry and flow information for neural networks. Subsequently, a model for a neural network was analyzed and set up which uses modern techniques of image processing and recognition in the area of Deep Learning. The validation and evaluation of this method was done on a test set and based on statistical and aerodynamic metrics.

Thus, a model was trained which is able to perform flow predictions for different geometry variations. However, the evaluation of various aerodynamic parameters (such as efficiency) still revealed room for improvement. The performance of the model as part of an optimization was not finally evaluated so that only possibilities for future applications are shown. Nevertheless, various flow effects have already been learned and reproduced by the model so that this is a promising approach for further investigation.

Keywords: CFD flow simulation, aerodynamic optimization, turbomachinery, neural network, Deep Learning

Inhaltsverzeichnis

Abbildungsverzeichnis	VII
Abkürzungsverzeichnis	XI
Nomenklatur	XII
1 Einleitung	1
1.1 Das Institut für Antriebstechnik - Abteilung Fan und Verdichter	1
1.2 Problemstellung und Motivation	3
1.3 Fragestellung, Anforderungen und Ziele	5
1.4 Stand der Technik	6
1.4.1 Deep Learning Verfahren	7
1.4.2 Neuronale Netze im aerodynamischen Kontext	9
1.5 Vorgehen und Aufbau der Arbeit	10
2 Aerodynamischer Hintergrund	12
3 Analyse und Entwicklung eines geeigneten Modells	17
3.1 Datenvorverarbeitung	17
3.1.1 Struktur und Verarbeitung von Geometrie- und Strömungsdaten	17
3.1.2 Aufbereitung der Strömungsdaten als Bounding Box	21
3.2 Entwicklung einer geeigneten Netzarchitektur	31
3.2.1 Anforderungen an das Modell	31
3.2.2 Aufbau des Neuronalen Netzes	33
4 Validierung des entwickelten Modells	39
4.1 Untersuchung der Netzstruktur	40
4.1.1 Dropout am Eingang des Neuronalen Netzes	41
4.1.2 Vergleich der Inception Residual Layer mit einfachen Faltungslayern	42
4.2 Statistische Kenngrößen	44
4.2.1 Streuung der echten Lösungen gegenüber den Vorhersagen	45
4.2.2 Abweichung der durchschnittlichen Lösungen	46
4.2.3 Mittlerer Vorhersagefehler	47
4.2.4 Korrelation	50
4.3 Aerodynamische Kenngrößen	52
4.4 Vergleich von Strömungseffekten	57
4.4.1 Vergleich zwischen Betriebspunkten	58

4.4.2	Vergleich unterschiedlicher Geometrien	61
4.5	Bewertung	65
5	Zusammenfassung & Ausblick	66
5.1	Zusammenfassung	66
5.2	Ausblick	68
5.2.1	Erweiterung des Trainingsfehlers	69
5.2.2	Trainingsdaten	69
5.2.3	Behandlung der Interfaces	69
	Literaturverzeichnis	X

Abbildungsverzeichnis

1.1	Typischer Aufbau eines Flugzeugtriebwerks ¹ . Die Abteilung Fan und Verdichter beschäftigt sich hierbei mit dem vorgelagerten Fan und dem dahinter liegenden Verdichter (Hochdruck/Niederdruck).	2
1.2	Prozesskette einer Optimierung bestehend aus Vernetzer, Strömungslöser, Strukturlöser und Postprocessing.	3
1.3	Darstellung des Multifidelity-Optimierungsprozess ² . Der Master-/Root-Prozess steuert eine Optimierung mit n Slave-Prozessen, die unterschiedliche Gütestufen zur Berechnung einer Strömungslösung verwenden. Anhand der Ergebnisse kann ein Ersatzmodell aufgestellt werden, welches Vorhersagen für neue Member trifft.	4
1.4	Alternative Low-Fidelity Prozesskette bestehend aus Vernetzer, Bounding Box Erzeugung, Strömungsvorhersage mittels Neuronalem Netzwerk, Strukturlöser und Postprocessing.	6
1.5	Funktionsweise eines Residual Layers. Durch die direkte Verbindung des Eingangs mit dem Ausgang kann das Fehlersignal in jedem Fall zurück propagiert werden, selbst wenn von dem Layer dazwischen kein Fehlersignal mehr kommt.	7
1.6	Prinzip des Inception Moduls ³ . (a) zeigt den einfachen Ansatz ohne Feature Map Reduktion, (b) reduziert die Feature Maps mittels 1x1-Faltungen.	8
1.7	Funktionsweise der Dilated Convolutions ⁴ . Für alle drei Fälle wird der gleiche Filter mit den gleichen Parametern benutzt. Durch die Angabe eines Dilation Faktors lässt sich der Filterbereich (rezeptives Feld) bei gleicher Anzahl an Gewichten erweitern.	9
1.8	Blockdiagramm über alle bearbeiteten Themen im Rahmen der Arbeit.	11
2.1	Eine Fanstufe eines Axialverdichters mit aufgetragener Dichteverteilung der Strömung.	13
2.2	Eine Passage einer Stufe bestehend aus einer Rotor-Stator-Kombination. Oben links: 3D-Darstellung mit Geometrienetz, oben rechts: 3D-Darstellung mit aufgetragener Dichteverteilung der Strömung. Unten: Radialer Querschnitt des Strömungsfeldes mit aufgetragener Dichteverteilung der Strömung sowie der Beschreibung gängiger Begriffe.	14
2.3	Schematische Darstellung aller Eingangsgrößen, die ein Modell benötigt, um eine Strömungslösung mit den fünf Ausgangsgrößen v_x , v_y , v_z , ρ und P vorherzusagen.	16

3.1	Exemplarischer Aufbau einer CGNS-Datei ⁵ . Eine Box steht für einen Knoten, der obere Wert entspricht dem Namen des Knotens, der untere dem Label. Für jeden Knoten können darüber hinaus Werte hinterlegt sein (für Knoten mit dem Label DataArray_t ist dies vorgeschrieben). Ein Knoten mit dem Label Zone_t definiert eine Zone, GridCoordinates_t und FlowSolution_t deklarieren Elemente mit den Gitterpunkten bzw. den Strömungslösungen, ZoneBC_t und ZoneGridConnectivity_t bezeichnen Interfaces und Verbindungen zu anderen Zonen.	18
3.2	Verschiedene Geometrienetzformen für strukturierte Netze ⁶	19
3.3	Zellbasierte Speicherung der Strömungslösung in einem zweidimensionalen Geometrienetz.	20
3.4	Knotenbasierte Speicherung der Strömungslösung in einem zweidimensionalen Geometrienetz.	20
3.5	Einzelner Block einer Bounding Box. Die farblich markierten I/J/K Linien mit den Gitternetzpunkten entsprechen der originalen Geometrie. Der Gitternetzpunkt mit dem geringsten Abstand zum Zellmittelpunkt des Blocks wird für die Zellaktivierung verwendet. Dies entspricht dem Nearest-Neighbor Subsampling.	23
3.6	Bounding Box um eine Rotorscheufel mit Umdrehungsgeschwindigkeiten im xyz-Koordinatensystem. Links: vollständige Box mit allen Blöcken. Rechts: reduzierte Darstellung der Blöcke mit soliden Wänden.	25
3.7	Bounding Box, die mit Polarkoordinaten erzeugt wurde, um eine Rotorscheufel mit Umdrehungsgeschwindigkeiten im xyz-Koordinatensystem. Links: vollständige Box mit allen Blöcken. Rechts: reduzierte Darstellung der Blöcke mit soliden Wänden.	25
3.8	Bounding Box, die mit Polarkoordinaten erzeugt wurde, um eine Rotorscheufel mit Umdrehungsgeschwindigkeiten im $xr\theta$ -Koordinatensystem. Links: vollständige Box mit allen Blöcken. Rechts: reduzierte Darstellung der Blöcke mit soliden Wänden.	26
3.9	Vorverarbeitungskette zur Erzeugung von Trainingsdaten.	27
3.10	Vergleich zwischen echter Strömungslösung (oben links), 'simple'-Interpolation (oben rechts), Gauß-Interpolation (unten links) und IDW-Interpolation (unten rechts).	30
3.11	Schematische Darstellung des rezeptiven Feldes des Neurons g_2 bei Faltungsoperationen mit einer Filterbreite von 3 Neuronen.	32
3.12	Schematische Darstellung des rezeptiven Feldes einer Blockgeometrie (Draufsicht). Die rot eingefärbte Lösung in der Ausgangsschicht (output layer) setzt sich bei einem 3x3 Filter aus den markierten Feldern der vorherigen Zwischenschichten (hidden layer) zusammen. Je mehr Layer verwendet werden, desto größer wird das rezeptive Feld.	32
3.13	Aufbau Neuronales Netz Inception A. Die mit * markierten Faltungsoperationen verwenden Zero Padding, alle anderen symmetrisch.	36
3.14	Aufbau Neuronales Netz Inception B. Die mit * markierten Faltungsoperationen verwenden Zero Padding, alle anderen symmetrisch.	37

3.15	Aufbau des Neuronalen Netzes. Die Struktur der mit "Inception A" und "Inception B" bezeichneten Layer ist in den Abbildungen 3.13 und 3.14 beschrieben. Dieses Netz verwendet insgesamt 446.527 trainierbare Gewichte.	38
4.1	Beschreibung des Trainingssetup.	40
4.2	Vergleich der Trainingsfehler über die Anzahl an Iterationen ohne Dropout (rot) und mit Dropout (grün, 50%).	41
4.3	Inception Residual Netzwerk (links) und Vergleichsnetz (rechts). Die Layer am Ein- und Ausgang sind identisch. Die Inception Residual Layer wurden durch einfache 3x3x3-Filter mit Zero Padding ersetzt. In diesem Netz gibt es insgesamt 427.995 trainierbare Gewichte.	42
4.4	Vergleich der Trainingsfehler des aufgestellten Inception Residual Netzwerks (rot) und einem Vergleichsnetz mit 17 Convolution Layer (grün).	43
4.5	Mittlere Abweichung $\bar{\ell}$ aller Lösungen von deren mittleren Lösung aufgeteilt nach Rotor und Stator. Die Abweichung ist als Prozent von σ_Y angegeben und beschreibt die durchschnittliche Streuung der Strömungslösungen für OP0, OP1 und für beide zusammen. Oben: Abweichungen der vorhergesagten Strömungslösungen Unten: Abweichungen der echten Strömungslösungen.	46
4.6	Abweichung ℓ der mittleren vorhergesagten Lösung \bar{X} von der mittleren echten Lösung \bar{Y} aufgeteilt nach Rotor und Stator. Die Abweichung ist als Prozent von σ_Y angegeben.	47
4.7	Verlauf des Trainingsfehlers über die Iterationen. In jedem Iterationsschritt wurde das Modell anhand eines zufällig ausgewählten Members trainiert. Oben: mittlerer quadratischer Fehler \bar{L} . Unten: mittlere Abweichung $\bar{\ell}$ der Strömungsgrößen in Abhängigkeit von σ_Y	48
4.8	Mittlere Abweichung $\bar{\ell}$ der vorhergesagten Lösungen X von den echten Lösungen Y aufgeteilt nach Rotor und Stator. Die Abweichung ist als Prozent von σ_Y angegeben.	48
4.9	Mittlere Abweichung $\bar{\ell}_k$ der vorhergesagten Lösungen X von den echten Lösungen Y aufgeteilt nach Rotor und Stator für jede Strömungsgröße k separat. Die Abweichung ist als Prozent von $\sigma_{Y,k}$ angegeben.	49
4.10	Korrelationskoeffizienten zwischen allen standardisierten Vorhersagen \tilde{X} und tatsächlichen Lösungen \tilde{Y} aufgeteilt nach Rotor und Stator.	51
4.11	Datenverteilung des Totaldruckverhältnis der vorhergesagten über den echten Größen ("simple").	53
4.12	Korrelation und mittlere Abweichung Totaldruckverhältnis $P_{t,rel}$	54
4.13	Datenverteilung des Totaltemperaturverhältnis der vorhergesagten über den echten Größen ("simple").	54
4.14	Korrelation und mittlere Abweichung Totaltemperaturverhältnis $T_{t,rel}$	55

4.15	Datenverteilung des Wirkungsgrads der vorhergesagten über den echten Größen ("simple").	56
4.16	Korrelation und mittlere Abweichung Wirkungsgrad η_t	56
4.17	Niedriger Querschnitt des Strömungsfeldes zum Vergleich der x -Geschwindigkeit zwischen den Betriebspunkten OP0 (oben) und OP1 (unten) für Vorhersage (links) und echter Lösung (rechts).	58
4.18	Hoher Querschnitt des Strömungsfeldes zum Vergleich der x -Geschwindigkeit zwischen den Betriebspunkten OP0 (oben) und OP1 (unten) für Vorhersage (links) und echter Lösung (rechts).	59
4.19	Niedriger Querschnitt des Strömungsfeldes zum Vergleich des Drucks zwischen den Betriebspunkten OP0 (oben) und OP1 (unten) für Vorhersage (links) und echter Lösung (rechts).	60
4.20	Hoher Querschnitt des Strömungsfeldes zum Vergleich des Drucks zwischen den Betriebspunkten OP0 (oben) und OP1 (unten) für Vorhersage (links) und echter Lösung (rechts).	61
4.21	Niedriger Querschnitt des Strömungsfeldes zum Vergleich der x -Geschwindigkeit zwischen Member 1 (oben) und Member 2 (unten) für Vorhersage (links) und echter Lösung (rechts).	62
4.22	Hoher Querschnitt des Strömungsfeldes zum Vergleich der x -Geschwindigkeit zwischen Member 1 (oben) und Member 2 (unten) für Vorhersage (links) und echter Lösung (rechts).	63
4.23	Hoher Querschnitt des Strömungsfeldes zum Vergleich des Drucks zwischen Member 1 (oben) und Member 2 (unten) für Vorhersage (links) und echter Lösung (rechts).	64
5.1	Bidirektionales rekurrentes Neuronales Netz zur Vorhersage der Strömungslösungen für jede Reihe separat unter Berücksichtigung der Stromauf- und -abwirkungen. Die rekurrenten Layer (mit RNN gekennzeichnet) tauschen Informationen der einzelnen Schaufelreihen untereinander aus.	71
5.2	Iteratives Modell zur Vorhersage der Strömungslösungen für jede Reihe separat unter Berücksichtigung der Stromauf- und -abwirkungen. Der vorgeschriebene Pfad ist mit roten Zahlen gekennzeichnet. Nach der Berechnung einer Strömungslösung werden die Randbedingungen mittels Interface-Modell ermittelt und an die nächste Reihe weitergereicht.	71

Abkürzungsverzeichnis

DLR	Deutsches Zentrum für Luft- und Raumfahrt e.V.
AT	Institut für Antriebstechnik
AT-FUV	Institut für Antriebstechnik - Abteilung Fan und Verdichter
CFD	Computational Fluid Dynamics
FEM	Finite Element Method
FVM	Finite Volume Method
AIAA	American Institute of Aeronautics and Astronautics
HDF5	Hierarchical Data Format Version 5
CGNS	CFD General Notation System
CNN	Convolutional Neural Network
RNN	Recurrent Neural Network
BRNN	Bidirectional Recurrent Neural Network
IDW	Inverse Distance Weighting
ReLU	Rectified Linear Units
SGD	Stochastic Gradient Descent
LSTM	Long Short Term Memory

Nomenklatur

Aerodynamische Größen

v_x	x -Geschwindigkeit
v_y	y -Geschwindigkeit
v_z	z -Geschwindigkeit
v_r	radiale Geschwindigkeit
v_θ	θ -Geschwindigkeit
Ma	Mach-Zahl
Re	Reynolds-Zahl
ρ	Dichte
P	Druck
P_t	Totaldruck
$P_{t,in}$	Totaldruck am Eintritt
$P_{t,out}$	Totaldruck am Austritt
$P_{t,rel}$	Totaldruckverhältnis zwischen Aus- und Eintritt mit $P_{t,rel} = \frac{P_{t,out}}{P_{t,in}}$
T_t	Totaltemperatur
$T_{t,in}$	Totaltemperatur am Eintritt
$T_{t,out}$	Totaltemperatur am Austritt
$T_{t,rel}$	Totaltemperaturverhältnis zwischen Aus- und Eintritt mit $T_{t,rel} = \frac{T_{t,out}}{T_{t,in}}$
η_t	Wirkungsgrad
κ	Isentropenexponent (konstant)
R	Spezifische Gaskonstante (konstant)
β_θ	Anströmwinkel in θ -Richtung

β_r Anströmwinkel in radiale Richtung

Statistische Größen

μ Mittelwert

σ Standardabweichung

Cov Kovarianz

\tilde{A} standardisierte Variable A mit $\tilde{A} = \frac{A - \mu_A}{\sigma_A}$

\bar{A} Mittelwert der Variable A

1 Einleitung

Das Deutsche Zentrum für Luft- und Raumfahrt e.V. (DLR) ist das zentrale Forschungsinstitut der Bundesrepublik Deutschland und forscht im Auftrag der Bundesregierung im Bereich Luft- und Raumfahrt, Energie, Verkehr und Sicherheit. Es ist in insgesamt 33 verschiedene Institute mit verschiedenen Themengebieten an 20 verschiedenen Standorten unterteilt. Diese Arbeit wurde im Institut für Antriebstechnik (AT) in der Abteilung Fan und Verdichter (FUV) am Standort Köln geschrieben und beschäftigt sich mit dem Einsatz neuer Technologien aus dem Bereich Deep Learning für die Nachbildung von Strömungssimulationen. Im Folgenden wird eine kurze Übersicht über die Arbeitsweise und Strategien zur Verbesserung von Turbomaschinen und den damit einhergehenden Problemstellungen gegeben. Ferner wird das Thema und die Frage- bzw. Problemstellung dieser Arbeit sowie die aktuelle technische Ausgangslage erläutert und das weitere Vorgehen beschrieben.

1.1 Das Institut für Antriebstechnik - Abteilung Fan und Verdichter

Das Institut für Antriebstechnik forscht an Turbomaschinen in Form von Flugzeugtriebwerken bzw. Gasturbinen. Dabei werden verschiedene Aspekte wie z.B. Effizienz und Umwelteinflüsse untersucht. Der typische Aufbau eines Flugzeugantriebs ist zur Veranschaulichung in Abbildung 1.1 dargestellt. Es werden dort gängige Bauteile einer Turbomaschine (Fan, Verdichter, Brennkammer und Turbine) und deren Zusammenspiel beschrieben. Der Fan einer Turbomaschine saugt die Umgebungsluft an. Der Luftstrom unterteilt sich dabei in zwei Luftmassenströme \dot{m}_1 und \dot{m}_2 , wobei der Luftstrom \dot{m}_1 in das Triebwerk fließt und im Nieder- und Hochdruckverdichter komprimiert wird. Die dahinter liegende Brennkammer verbrennt Treibstoff zusammen mit dem komprimierten Luftmassenstrom und liefert so die notwendige Energie für die nachgelagerte Turbine. Diese treibt wiederum Fan und Verdichter an. So ist es mittels der Luftmassenströme \dot{m}_1 und \dot{m}_2 möglich, genügend Schub für den Antrieb eines Flugzeuges zu erzeugen. Das Institut unterteilt sich in verschiedene Abteilungen, wobei sich jede Abteilung mit einem anderen Teilgebiet einer Turbomaschine beschäftigt. In der Abteilung FUV werden verschiedene Aspekte bzgl. der in Turbomaschinen eingesetzten Verdichter und dem davor gelagerten Fan untersucht und optimiert.

Werden Änderungen an einer Komponente eines Verdichters vorgenommen, so müssen diese vor Serienreife zuerst untersucht und getestet werden. Da allerdings aus Zeit- und Kostengründen nicht jede kleinste Änderung praktisch getestet werden kann, wird hierzu moderne und größtenteils im DLR intern entwickelte Software zur Modellierung und Simulation verwendet. Erst nach erfolgreichem Durchlauf dieses Prozesses können Änderungen bzw. neu ausgelegte Maschinenteile in

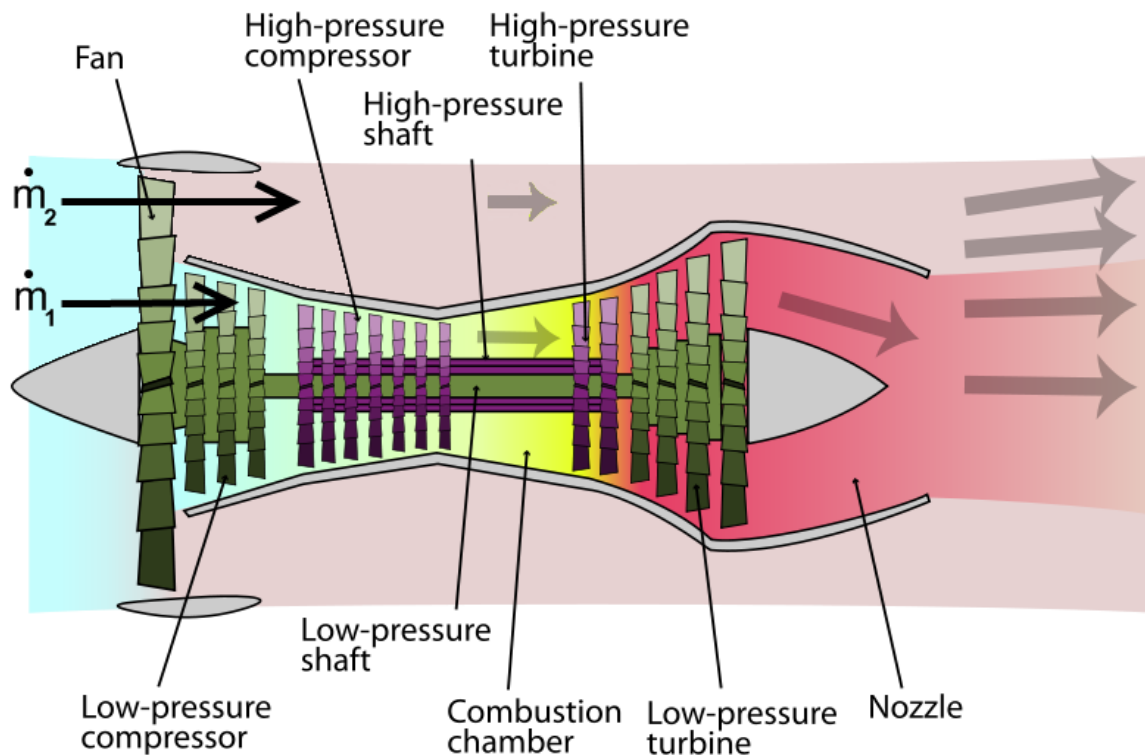


Abbildung 1.1: Typischer Aufbau eines Flugzeugtriebwerks¹. Die Abteilung Fan und Verdichter beschäftigt sich hierbei mit dem vorgelagerten Fan und dem dahinter liegenden Verdichter (Hochdruck/Niederdruck).

praktischen Messreihen getestet werden. Die Durchführung einer Optimierung wird mit dem Programm AutoOpti realisiert. Dieses Programm verwendet dazu einen evolutionären Algorithmus, der neue Variationen einer Geometrie (nachfolgend Member genannt) anhand verschiedener Metriken ermittelt. Diese Member werden in einer Prozesskette bestehend aus Vernetzer, Strömungslöser, Strukturlöser und Postprocessing erzeugt und auf Basis verschiedener physikalischer Eigenschaften bewertet. Die Strömungslösung erfolgt mittels so genannter Computational Fluid Dynamics (CFD) Verfahren und wird im Institut AT mit dem intern entwickeltem Programm TRACE durchgeführt (vgl. Franke et. al. [1]). Die Strukturlösung wird mit Finite Element Method (FEM) Verfahren bestimmt und errechnet Festigkeits- und Verformungseigenschaften der einzelnen Komponenten. Im Postprocessing werden wichtige aerodynamische Kenngrößen wie z.B. der Wirkungsgrad einer Komponente bestimmt. Dies wird mit dem Programm POST durchgeführt. Die Prozesskette ist in Abbildung 1.2 schematisch dargestellt. Es können hierbei mehrere Prozessketten für verschiedene Member parallel berechnet werden (Slave Prozesse), die von einem zentralen Prozess gesteuert und bewertet werden (Master/Root Prozess).

Wichtige physikalische Eigenschaften, die im Laufe einer Optimierung verbessert werden sollen,

¹ Abbildung von K. Aainsqatsi, online unter https://commons.wikimedia.org/wiki/File:Turbofan_operation_lbp.svg, 2008

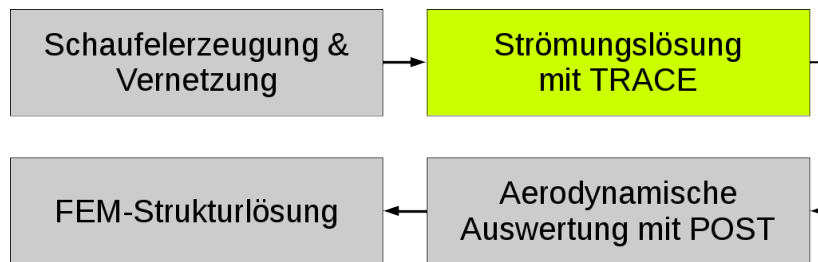


Abbildung 1.2: Prozesskette einer Optimierung bestehend aus Vernetzer, Strömungslöser, Strukturlöser und Postprocessing.

werden in so genannte Zielfunktionen gegliedert. Die Zielfunktionen spiegeln so bestimmte Kenngrößen wider (bspw. Wirkungsgrad, Lärm, etc.) und werden durch die Geometrie beeinflusst. Das Programm versucht mit jedem Member, sich den Optima in allen Zielfunktionen durch Variationen der Geometrieeigenschaften anzunähern. Da jeder neue Member allerdings mit der vollständigen Prozesskette nachgerechnet werden muss, gestaltet sich so der gesamte Optimierungsprozess äußerst rechen- und zeitintensiv. Je nach Aufgabenstellung und Komplexität kann ein einziger Member zwischen wenigen Stunden bis mehrere Tage Rechenzeit beanspruchen.

Das Programm AutoOpti kann neben der beschriebenen Prozesskette von Ersatzmodellen unterstützt werden, die alternative Ansätze verfolgen und auf Basis bereits gerechneter Member aufgestellt werden. Diese Ersatzmodelle verbessern dabei maßgeblich die Generierung neuer Member, indem sie eine Schätzung der Zielfunktionen für neue Member im Bruchteil einer Sekunde vornehmen können. Die Schätzungen sind allerdings ungenauer als die Lösungen der konventionellen Strömungsberechnungen. Sie sorgen so aber dafür, dass von dem Optimierungsprogramm wesentlich vielversprechendere Member erzeugt werden, sodass insgesamt weniger Member mit der Prozesskette berechnet werden müssen (vgl. Schmitz [2]). Mithilfe dieser Modelle ist es des Weiteren möglich, Prozessketten mit verschiedenen Gütestufen miteinander zu kombinieren. So können bspw. wesentlich schnellere Verfahren mit niedriger Gütestufe (Low-Fidelity) dazu beitragen, dass weniger Strömungslösungen mit hoher Gütestufe und langsamer Rechengeschwindigkeit (High-Fidelity) notwendig sind. Es ist somit möglich, eine Optimierung wesentlich zu beschleunigen (vgl. Reimer [3]). Die Kombination beider Gütestufen wird als Multifidelity-Optimierung bezeichnet und ist schematisch in Abbildung 1.3 dargestellt.

1.2 Problemstellung und Motivation

Eine Schwachstelle des Verfahrens ist die Übertragbarkeit der bereits erzielten Ergebnisse und Informationen auf andere Rechnungen und Optimierungen. Das eingesetzte Verfahren und insbesondere die Ersatzmodelle sind von der jeweiligen Parametrisierung der Member abhängig, die eine Schaufelgeometrie bzw. den Raum beschreibt. So wird eine Geometrie bspw. durch Position, Länge, Winkel und diverser weiterer Eigenschaften beschrieben, bevor die Vernetzung einer Geometrie er-

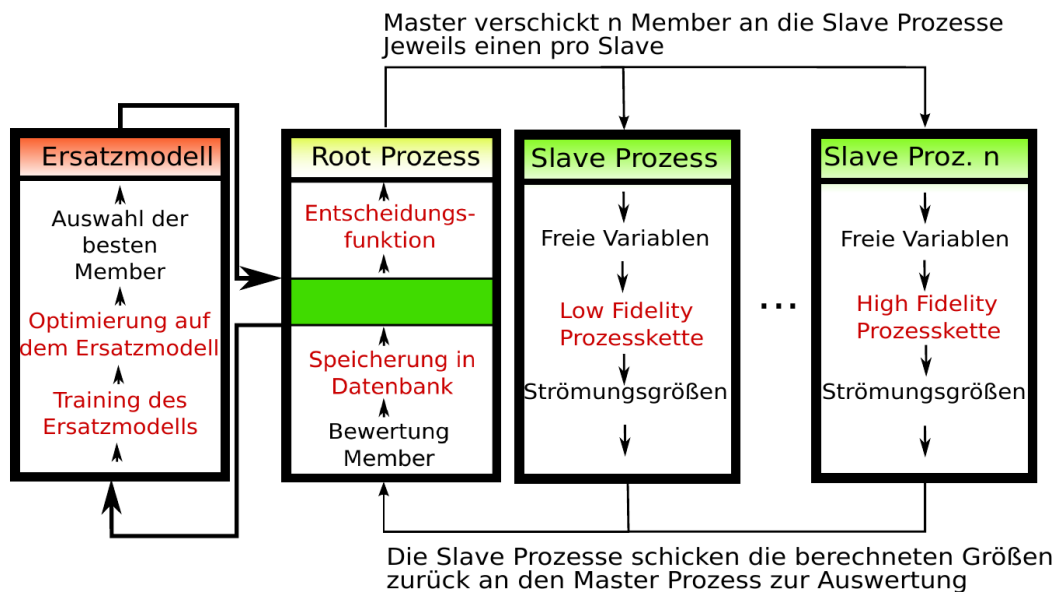


Abbildung 1.3: Darstellung des Multifidelity-Optimierungsprozess². Der Master-/Root-Prozess steuert eine Optimierung mit n Slave-Prozessen, die unterschiedliche Gütestufen zur Berechnung einer Strömungslösung verwenden. Anhand der Ergebnisse kann ein Ersatzmodell aufgestellt werden, welches Vorhersagen für neue Member trifft.

folgt. Diese Parametrisierung kann sich aber für verschiedenen Optimierungen unterscheiden, auch wenn ähnliche Geometrien eingesetzt werden. Die Ersatzmodelle, die im Laufe einer Optimierung aufgestellt wurden, müssen so bei jeder gestarteten Optimierung neu erzeugt und angelernet werden. Erfahrungen und Berechnungen aus vergangenen Optimierungen mit ähnlichen Designvariationen können nicht übertragen werden. Dies führt dazu, dass die meisten Strömungsberechnungen einer Optimierung im Nachhinein verworfen werden und für zukünftige Anwendungen nicht mehr zur Verfügung stehen, da sie nicht weiter genutzt werden können. So gehen viele Berechnungen und Informationsgehalt verloren.

Des Weiteren werden im Rahmen einer Optimierung lediglich zuvor festgelegte 0D-Werte betrachtet (einzelne Kennzahlen, die aus der Strömungslösung heraus berechnet werden), sodass der Großteil der Informationen aus den CFD-Berechnungen nicht genutzt wird.

Durch den Einsatz von Multifidelity-Optimierungen kann die Gesamtdauer des Verfahrens schon jetzt wesentlich reduziert werden. Die CFD-Berechnungen von Low-Fidelity-Membern mit geringer Gütestufe benötigen im Vergleich zu den Berechnungen der High-Fidelity-Member mit hoher Gütestufe deutlich weniger Zeit. Allerdings benötigen diese einfacheren Berechnungen noch mehrere Minuten Rechenzeit.

Wünschenswert hierfür wäre ein neues unterstützendes Verfahren, welches unabhängig von der Parametrisierung Strömungsvorhersagen für eine gegebene Geometrie in sehr kurzer Zeit treffen

² vgl. Schmitz [4], Abbildung 3.5

kann und zugleich von den Erfahrungen vergangener Optimierungen und Zwischenschritten lernen kann. Ein mögliches Modell hierfür könnte ein Neuronales Netz darstellen, welches unabhängig der Parametrisierung im dreidimensionalen Raum eine Schaufelgeometrie einlesen und die dazugehörige Prognose zur Strömungslösung ausgeben kann. Die Vorhersage einer Strömungslösung hängt somit alleine von der reinen Raumgeometrie ab. Es werden so zudem die alle Informationen einer CFD-Strömungslösung unabhängig der 0D-Größen zum Training der Netze verwendet, sodass ein Informationsgewinn im Rahmen einer Optimierung mithilfe so eines Modells zu erwarten ist. Darüber hinaus kann solch ein Netz kontinuierlich weiter trainiert werden, sodass die Informationen aus allen bisher erzeugten Members für zukünftige Optimierungen genutzt werden könnten. So könnte der Informationsverlust deutlich reduziert werden. Ein einmal trainiertes Neuronales Netz kann zudem Berechnungen in kurzer Zeit durchführen, sodass der Einsatz im Rahmen einer Multifidelity-Optimierung als Low-Fidelity-Modell denkbar wäre.

1.3 Fragestellung, Anforderungen und Ziele

Bisher wurden Neuronale Netze noch nicht für die direkte Berechnung von Strömungslösungen im dreidimensionalen Raum adaptiert. Es soll daher untersucht werden, ob es generell möglich ist, die Abbildung einer dreidimensionalen Geometrie auf eine Strömungslösung mittels Neuronaler Netze und Techniken aus dem Bereich Deep Learning zu modellieren. Zu diesem Zweck müssen mehrere Aspekte untersucht werden.

Zum einen muss die Struktur der Strömungsdaten berücksichtigt werden, die aus der Vernetzung einer Geometrie und der CFD-Berechnungen stammen. Eine Schaufel wird durch ein Geometrienetz beschrieben. Die Abstände der einzelnen Punkte in diesem Netz zueinander sind allerdings nicht konstant und können stark variieren. So existieren Regionen mit hoher und geringer Netzdichte. Die Verwendung so einer Geometrie in ihrer ursprünglichen Form als Eingangsdaten für ein Neuronales Netz ist daher unpraktikabel, da die Neuronen der einzelnen Schichten gleichmäßig angeordnet sind und die Struktur einer variablen Geometrie daher nicht korrekt wiedergegeben wird. Aus diesem Grund müssen die Strömungsdaten so aufbereitet werden, dass sie für Neuronale Netze nutzbar sind. Dies soll mit einer Bounding Box umgesetzt werden, welche um eine Schaufelgeometrie herum gelegt wird und den Raum in gleich große Bereiche aufteilt. Es soll dabei möglich sein, eine Bounding Box entweder um die gesamte Geometrie oder mehrere Bounding Boxen um jede Schaufelreihe separat zu legen. So kann gewährleistet werden, dass ein möglichst breites Spektrum an Anwendungsfällen abgedeckt werden kann. Die so aufbereiteten Daten müssen dabei aber physikalische Zusammenhänge und Gesetzmäßigkeiten möglichst originalgetreu wiedergeben bei gleichzeitig minimalem Informationsverlust. Hierfür müssen die benötigten Eingangs- und Ausgangsgrößen identifiziert werden. Es muss sichergestellt sein, dass mit den Eingangsgrößen das Problem vollständig beschrieben wird, also alle wichtigen Geometrie- und Strömungseinflüsse berücksichtigt werden. Die Ausgangsgrößen sollen so gewählt werden, dass sie eine einfache

Strömungslösung vollständig beschreiben.

Im nächsten Schritt muss eine geeignete Struktur für ein Neuronales Netz entwickelt werden, welches die Vorhersagen berechnet. Das Netz soll dabei so konstruiert sein, dass es die physikalischen Zusammenhänge in einem Strömungsfeld erfassen und wiedergeben kann. Es sollen dabei bekannte Techniken aus dem Bereich Deep Learning zum Einsatz kommen. Der gesamte Prozess, der somit untersucht werden soll, ist schematisch in Abbildung 1.4 dargestellt, wobei die in der Arbeit untersuchten Schwerpunkte farblich hervorgehoben sind. Die Integration dieses Prozesses in das Programm AutoOpti ist nicht Teil dieser Arbeit.

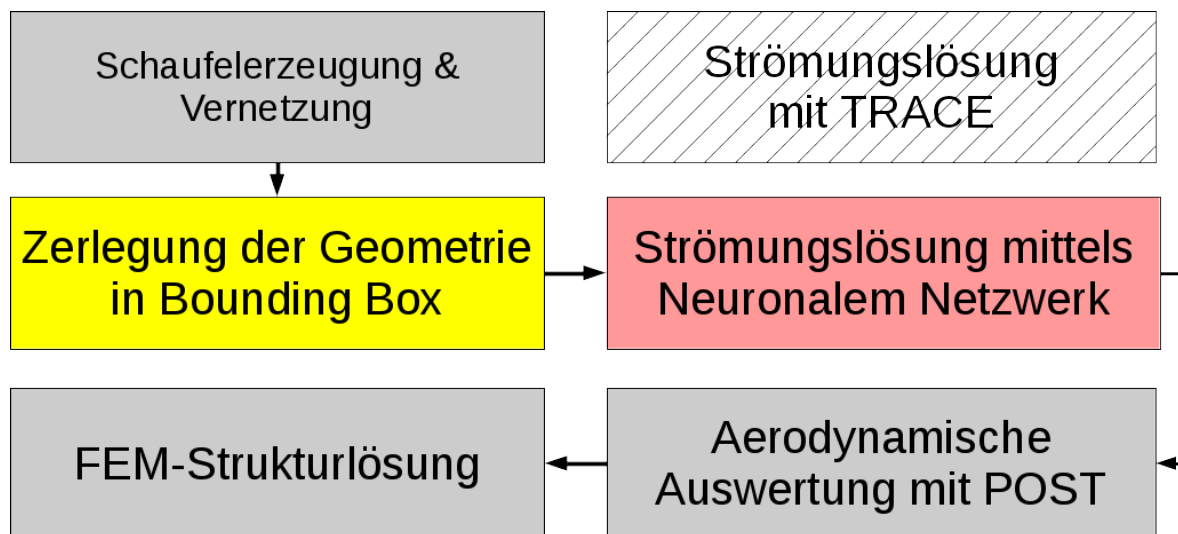


Abbildung 1.4: Alternative Low-Fidelity Prozesskette bestehend aus Vernetzer, Bounding Box Erzeugung, Strömungsvorhersage mittels Neuronalem Netzwerk, Strukturlöser und Postprocessing.

Die daraus resultierenden informationstechnischen und aerodynamischen Anforderungen an das Modell werden nachfolgend näher erläutert und diskutiert. Die Güte des entwickelten Verfahrens soll exemplarisch anhand eines trainierten Modells im Hinblick auf statistische und physikalische Kenngrößen hin untersucht werden. Abschließend soll über die Möglichkeiten diskutiert werden, welche Rolle dieses Verfahren im Rahmen des aerodynamischen Optimierungsprozesses mit AutoOpti einnehmen kann.

1.4 Stand der Technik

In diesem Abschnitt werden bereits bekannte Techniken aus dem Bereich Deep Learning vorgestellt. Des Weiteren wird auf bereits bestehende Untersuchungen und Einsatzmöglichkeiten von Neuronalen Netzen im Kontext von aerodynamischen Anwendungen eingegangen und deren Relevanz für die Aufgabenstellung evaluiert.

1.4.1 Deep Learning Verfahren

In den letzten Jahren wurden neue Techniken und Methoden im Bereich Deep Learning entwickelt, um große Datenmengen besser verarbeiten zu können. Insbesondere in dem Bereich der Bilderkennung und -verarbeitung konnten große Fortschritte erzielt werden. Diese Methoden sollen nun zur Strömungsvorhersage verwendet werden. Aus diesem Grund werden nachfolgend gängige Techniken aus dem Bereich Deep Learning vorgestellt, die im Zuge dieser Arbeit eingesetzt werden. Hier liegt der Fokus auf den so genannten Faltungslayern, also Schichten in einem Neuronalen Netz, die aus Faltungsoperationen bestehen.

Residual Layer

Im Kontext von Neuronalen Netzen bezeichnet ein Residual Layer eine Ebene aus Neuronen, deren Ergebnis H sich bei einer Eingabe x aus einer Faltung F und der Addition mit der Eingabe selbst zusammensetzt und wird so beschrieben mit $H(x) = F(x) + x$. Daher muss solch ein Layer die Beziehung $F(x) = H(x) - x$ erlernen (vgl. Abbildung 1.5). Dieser Ansatz wurde mit

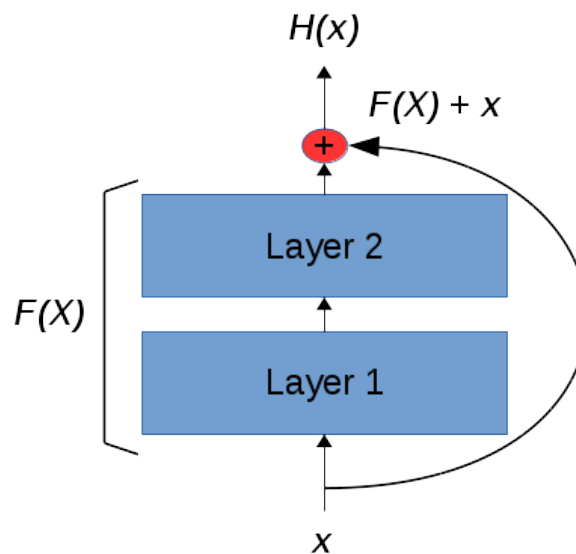


Abbildung 1.5: Funktionsweise eines Residual Layers. Durch die direkte Verbindung des Eingangs mit dem Ausgang kann das Fehlersignal in jedem Fall zurück propagiert werden, selbst wenn von dem Layer dazwischen kein Fehlersignal mehr kommt.

dem Microsoft ResNet erstmals 2015 auf der ILSVRC (ImageNet Large Scale Visual Recognition Challenge) erfolgreich eingesetzt (vgl. He et al. [5]). Der Vorteil der Verknüpfung des Eingangs mit dem Ausgang ("skip connections") ist, dass in jedem Fall ein Fehlersignal an die vorherigen Layer weitergegeben wird. So kann es bei vielen Layern bspw. dazu kommen, dass ein Layer im Forward Pass (Vorwärtsthroughlauf vom Eingang zum Ausgang) nur einen sehr geringen Anteil an der Aktivierung der Ausgabe erzeugt. Dies bedeutet aber im Umkehrschluss, dass das Fehlersignal

bei der Backpropagation (Rückwärtsdurchlauf des Ausgangsfehlers zum Eingang hin) sehr klein wird, welches der Layer an die vorgelagerten Layer hin weiter reicht. Dadurch verlangsamt sich das Training des gesamten Netzwerks ("Vanishing Gradient Problem"). Durch die "skip connections" wird dieser Effekt vermieden, sodass das gesamte Training deutlich beschleunigt werden kann.

Inception Layer

Ein Inception Layer oder Inception Modul ist ein Zusammenschluss aus unterschiedlichen Faltungsoperationen (vgl. Szegedy et. al. [6]). Diese Technik wurde erstmals 2014 bei der ILSVRC erfolgreich eingesetzt. Der Einsatz eines Inception Moduls hat mehrere Vorteile:

- Durch verschiedene Faltungsoperationen für die gleichen Eingabedaten können sowohl lokale als auch globalere Features mittels unterschiedlichen Filtergrößen in parallel angeordneten Layern gelernt werden.
- Bei der Verwendung von 1x1-Filtern kann die Anzahl der nachfolgenden Faltungen mit größeren Filtern reduziert werden. Dies ermöglicht eine spürbare Reduktion an erlernbaren Gewichten und beschleunigt das Training.

Zur Veranschaulichung ist das Prinzip der Inception Module in Abbildung 1.6 dargestellt. Eine

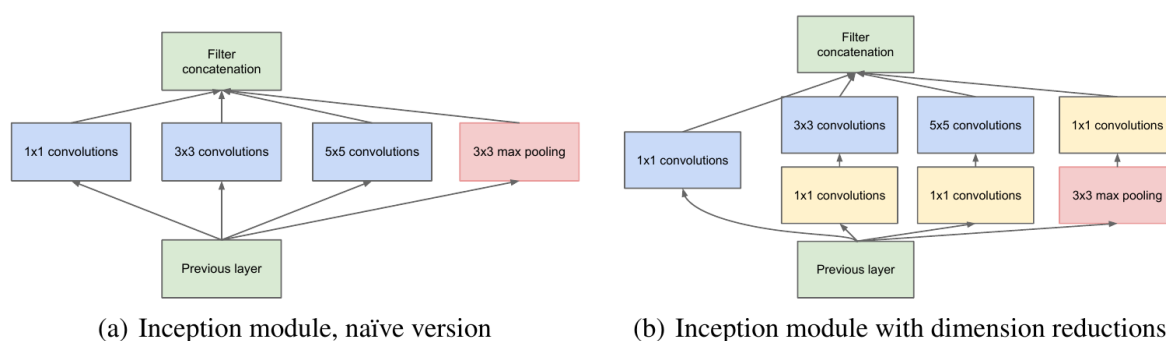


Abbildung 1.6: Prinzip des Inception Moduls³. (a) zeigt den einfachen Ansatz ohne Feature Map Reduktion, (b) reduziert die Feature Maps mittels 1x1-Faltungen.

Erweiterung des originalen Inception Moduls stellen die Residual Inception Layers dar (vgl. Szegedy et. al. [7]). Diese kombinieren die Vorteile von Inception Modulen mit den bereits beschriebenen Residual Layern. Es wird demnach eine Addition der Eingabedaten mit der Ausgabe aus dem Inception Modul durchgeführt, sodass das Inception Modul die Differenz zu den Eingabedaten erlernen muss. Die Kombination aus beiden Techniken beschleunigt das Training noch einmal, da einerseits die Anzahl an Gewichten reduziert wird und andererseits der Fehlergradient nicht verloren gehen kann.

³ vgl. Szegedy et. al. [6], Abbildung 2

Dilated Convolutions

Eine so genannte Dilated Convolution (“erweiterte” Faltung) erlaubt die Vergrößerung des rezeptiven Feldes einer Faltung, ohne dass die Anzahl an Gewichten erhöht werden muss (vgl. Yu & Koltun [8]). Dabei wird die ursprüngliche Faltungsoperation um einen Dilationsfaktor l erweitert, es werden jeweils die l -ten Nachbarn der Eingangsdaten miteinander verrechnet. Dies ist in Abbildung 1.7 schematisch dargestellt. Bei dreidimensionalen Daten wird die Faltung im Raum

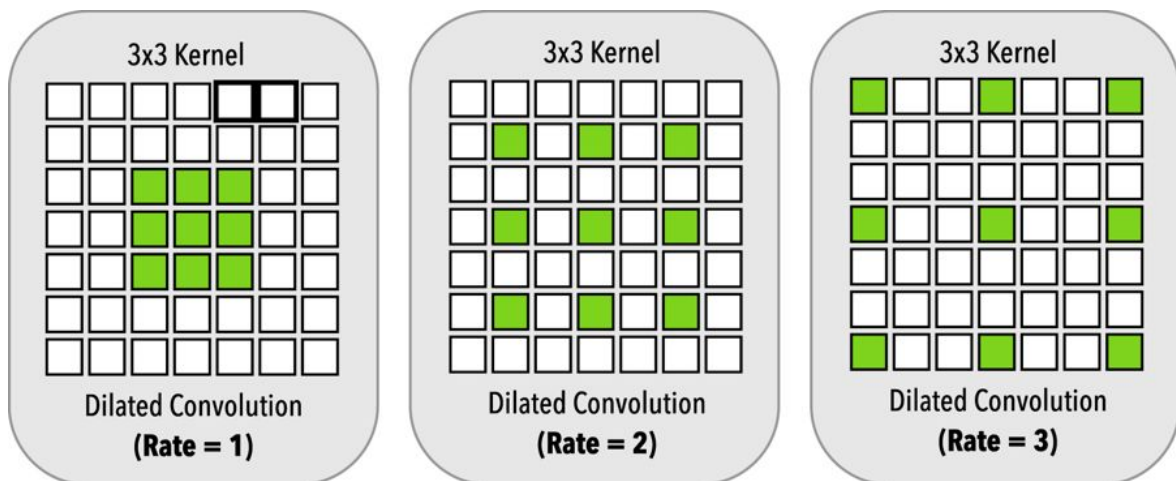


Abbildung 1.7: Funktionsweise der Dilated Convolutions⁴. Für alle drei Fälle wird der gleiche Filter mit den gleichen Parametern benutzt. Durch die Angabe eines Dilation Faktors lässt sich der Filterbereich (rezeptives Feld) bei gleicher Anzahl an Gewichten erweitern.

\mathbb{R}^4 durchgeführt, sodass die Anzahl an Gewichten vor allem bei breiteren Filter-Kernen sehr schnell zunimmt, wenn diese vergrößert werden. Ein 3x3x3-Filter im dreidimensionalen Raum benötigt zur Detektion eines einzigen Features bspw. 27 Gewichte. Wird die Breite des Filters nun in jede Dimension auf bspw. 5x5x5 erhöht, so steigt die Anzahl an Gewichten stark an auf 125 Gewichte. Um größere Zusammenhänge abbilden zu können, sind größere Filter allerdings unerlässlich. Mit Dilated Convolutions ist es so möglich, das rezeptive Feld zu erweitern, ohne aber die Anzahl an Gewichten erhöhen zu müssen.

1.4.2 Neuronale Netze im aerodynamischen Kontext

Zur Unterstützung und Beschleunigung von CFD-Verfahren wurden bereits in der Vergangenheit Neuronale Netze erfolgreich eingesetzt. So beschreiben Pierret & van den Braembussche [10] den Einsatz von einfachen, voll vernetzten Neuronalen Netzen, die auf Basis einer Datenbank bestehend aus Lösungen von bereits durchgeführten Berechnungen trainiert wurden. So konnten die Berechnungen der Strömung einer Schaufeln innerhalb einer Turbomaschine beschleunigt werden.

⁴ vgl. Perone et. al. [9], Abbildung 2

Ein ähnliches parametrisches Verfahren wird bei Rai & Madavan [11] eingesetzt. Hier gehen die Geometrie- und Umgebungsparameter in ein einfaches Neuronales Netz ein, um anschließend eine Druckverteilung vorhersagen zu können. Aber auch dieser Ansatz hat wie eingangs erwähnt den Nachteil, dass er von der Parametrisierung der Schaufelgeometrie abhängig ist. Einen Schritt weiter geht die Arbeit von Bai & Zhou [12] im Bereich Deep Learning zur Auslegung von Schaufelgeometrien. Es wird hier eine Datenbank aus über 60.000 Samples mit 2D-Profilquerschnitten von Turbomaschinenschaufeln verwendet, um kleinere Neuronale Netze mit maximal 6 Schichten zu trainieren. Die hier eingesetzten Netze bestehen überwiegend aus Faltungslayern und sind nur in den hintersten Schichten voll vernetzt. Dies ermöglicht erstmals eine Unabhängigkeit der Eingaben von der Parametrisierung einer Schaufel. Das Ergebnis der Berechnungen sind Druckverteilungen auf der Schaufeloberfläche mit nur minimalem Genauigkeitsverlust. Da allerdings nur 2D-Profilquerschnitte verwendet werden, wird dieser Ansatz im Rahmen dieser Arbeit nicht weiter verfolgt. Andere vergleichbare Arbeiten zur Adaption von Neuronalen Netzen für die direkte Strömungsvorhersage konnten nicht gefunden werden.

1.5 Vorgehen und Aufbau der Arbeit

Die physikalischen Hintergründe zur Funktionsweise einer aerodynamischen Auslegung werden in Kapitel 2 zusammengefasst dargestellt. Die physikalischen Hintergründe sind für das weitere Verständnis der Vorgehensweise relevant.

Zur Entwicklung einer Methode zur Vorhersage von Strömungslösungen mittels Neuronaler Netze werden zunächst Daten benötigt, anhand derer das Verfahren entwickelt und Modelle trainiert werden können. In bisherigen Optimierungen werden die Geometriedaten aller Member, die nicht der finale Lösung angehören, nach der Auswertung gelöscht, da die zugehörigen Geometriedateien viel Speicherplatz verbrauchen. Dadurch gehen allerdings wichtige Informationen verloren, die eventuell für Vorhersagen genutzt werden könnten. Um für die vorliegende Arbeit eine Trainingsmenge zu erzeugen, wurde eine Optimierung auf Basis eines Fandesigns durchgeführt, welches eine Variation der Geometrie aus dem DLR-Forschungsprojekt „CRISPII“ ist (vgl. Lengyel-Kampmann [13]). Das initiale Setup der Optimierung ist Teil der Arbeit von Reimer [3] und wird dort in Abschnitt 3.2 und Anhang A näher beschrieben. Es wurden insgesamt 1000 Member mit jeweils zwei Betriebspunkten berechnet, wobei die Strömungslösungen aller Member gespeichert statt wie üblich verworfen wurden. Es wurden hier im Gegensatz zum originalen Setup allerdings ausschließlich High-Fidelity-Member erzeugt und berechnet.

Anhand dieser Daten wurden sämtliche Untersuchungen durchgeführt und getestet. Die Analyse und Entwicklung eines geeigneten Verfahrens zur Strömungsvorhersage ist in Kapitel 3 ausführlich beschrieben. Dieses Kapitel gliedert sich in zwei Themenschwerpunkte. Zunächst wird in Abschnitt 3.1 untersucht, inwiefern die Strömungsdaten so aufbereitet werden können, dass diese in geeigneter Form für ein Neuronales Netz nutzbar sind. Der nachfolgende Abschnitt 3.2 beschäftigt sich

anschließend mit der Analyse geeigneter Netzstrukturen zur Entwicklung eines Neuronalen Netzes und diskutiert hierbei verschiedene Aspekte. Zur Überprüfung und Bewertung dieser Überlegungen findet in Kapitel 4 eine umfassende Untersuchung anhand eines aufgestellten Modells statt. Dabei werden statistische und physikalische Metriken untersucht und bewertet. Außerdem wird evaluiert, in welchem Umfang das Modell Strömungslösungen und -effekte darstellen kann. Eine Zusammenfassung aller Ergebnisse wird in Kapitel 5 vorgenommen. Darüber hinaus wird in einem Ausblick auf weitere Möglichkeiten und Ansätze hingewiesen.

Die genauen Teilgebiete, die im Rahmen dieser Arbeit bearbeitet wurden, werden in Abbildung 1.8 als Blockdiagramm zusammenfassend dargestellt.



Abbildung 1.8: Blockdiagramm über alle bearbeiteten Themen im Rahmen der Arbeit.

2 Aerodynamischer Hintergrund

Die Grundlage zur Berechnung von Strömungen kompressibler/inkompressibler Fluide mittels herkömmlicher CFD-Verfahren bilden die Navier-Stokes-Gleichungen. Es handelt sich dabei um ein System aus Differentialgleichungen, welche verschiedene aerodynamische Zusammenhänge zwischen Druck, Dichte, Temperatur, Geschwindigkeiten, etc. herstellen. Allerdings sind diese Gleichungen i.d.R. analytisch nicht lösbar, sodass Strömungslösungen numerisch berechnet werden (bspw. mittels Finite Volume Method (FVM)). Nach einer gewissen Anzahl an Iterationen wird so die echte Strömungslösung für eine Problemstellung angenähert. Diese Vorgehensweise ist in der Abteilung FUV gängige Praxis zur Optimierung der Geometrien für Fans und Verdichter. Jede Geometrie wird mit einem Vernetzungsprogramm erzeugt, welches aus zahlreichen Parametern ein Rechennetz aus der Geometrie zur Berechnung der Strömung erzeugt. Die einzelnen Netzknoten werden dazu räumlich indiziert und in I/J/K-Linien bzw. Oberflächen unterteilt.

Die Geometrie eines Verdichters besteht i.d.R. aus einer sich wiederholenden Abfolge von Rotoren und Statoren in axialer Richtung. Ein Rotor ist eine Schaufel, die am unteren Gehäuse (Hub) befestigt ist und sich in Umfangsrichtung um die Drehachse dreht, während der Stator am oberen Gehäuse (Tip) befestigt ist und sich nicht bewegt. Sowohl Rotor als auch Stator stehen angewinkelt zur axialen Maschinenrichtung im Strömungsfeld zur Umlenkung des Luftmassenstroms. Diese Verdrehung wird mit dem so genannten Staffelungswinkel angegeben. Werden Rotor und Stator als Einheit zusammengefasst, so wird dies als Stufe bezeichnet. Ein Verdichter kann dabei aus mehreren hintereinander angelegten Stufen bestehen. Eine einzige Stufe ist in Abbildung 2.1 dargestellt. Ein Verdichter ist um die Drehachse herum achsensymmetrisch. Dies gilt für die Geometrie und wird meist für die Strömungslösung angenommen. Unter dieser Annahme ist es bei herkömmlichen CFD-Verfahren daher nicht notwendig, für die Berechnung einer Stufe die radial vollständige Geometrie zu verwenden. Daher wird für die Berechnungen meistens nur eine Rotor- und eine Statorschaufel benötigt. Dies wird auch als "Single Passage" bezeichnet und ist in Abbildung 2.2 zusammen mit einer Beschreibung gängiger Begriffe dargestellt. Die Schaufelgeometrie ist im Normalfall im kartesischen Koordinatensystem angegeben und wird in diesem auch aerodynamisch ausgelegt. Durch die Achsensymmetrie ist aber auch eine Polarkoordinatendarstellung der Geometrie möglich. In so einer Darstellung werden die Raumkoordinaten mittels der x -Position, der radialen Position r und der Winkelposition θ um die Drehachse herum angegeben.

Bei der Berechnung einer Strömungslösung wird zwischen stationär und instationär unterschieden. Instationäre Lösungen sind zeitabhängig und wesentlich aufwendiger zu berechnen. Es können damit mehr Strömungseffekte zeitlich aufgelöst dargestellt werden, was zu einer genaueren aerodynamischen Beschreibung führt. So wird die Bewegung des Rotors simuliert. Bei stationären Lösungen wird dagegen nur die zeitlich gemittelte Strömungslösung des Rotors bestimmt. Gängige aerodynamische Kennzahlen wie z.B. der Wirkungsgrad werden darüber hinaus mit den stationären

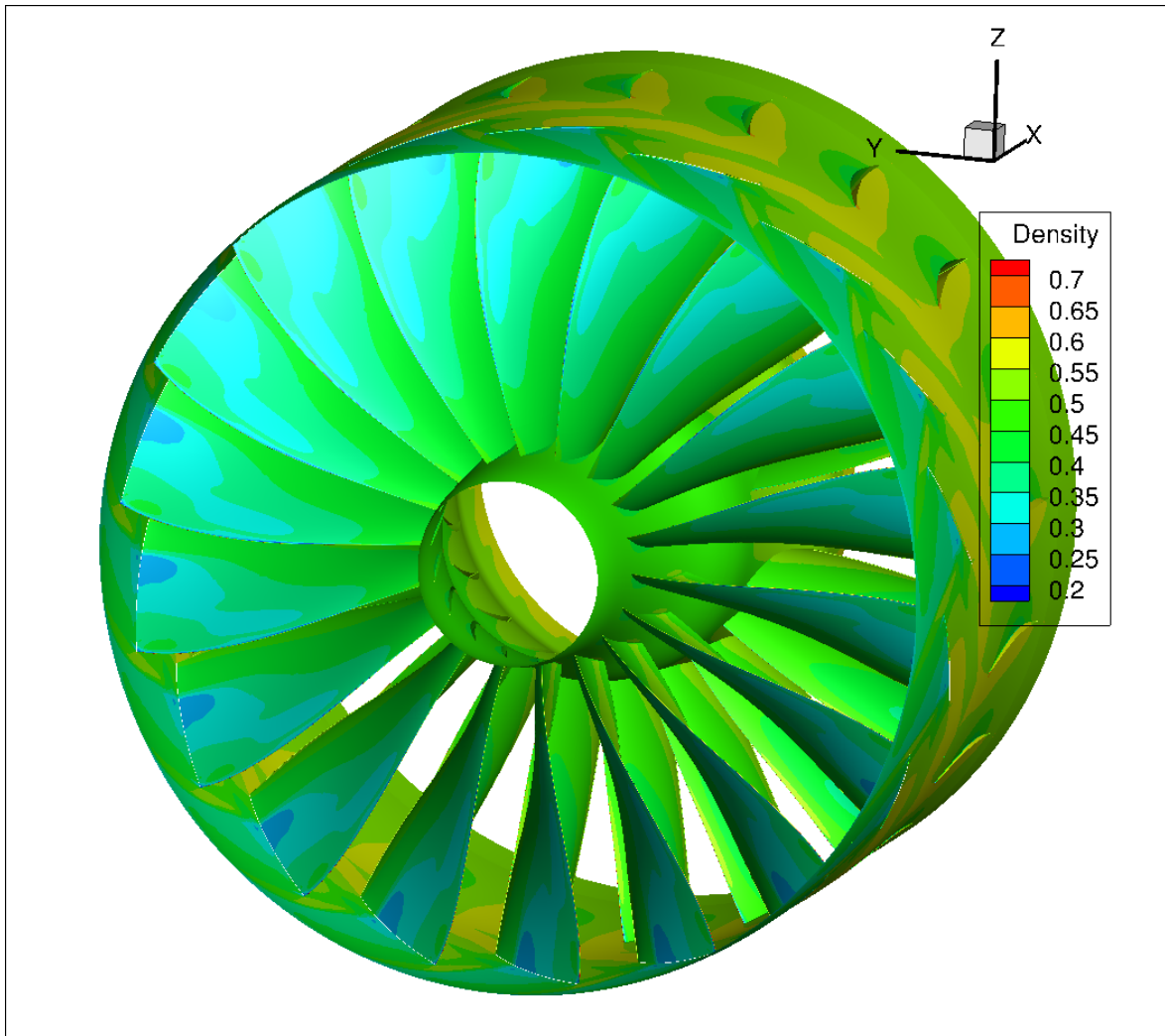


Abbildung 2.1: Eine Fanstufe eines Axialverdichters mit aufgetragener Dichteverteilung der Strömung.

Lösungen berechnet. Aufgrund der wesentlich geringeren Komplexität und der geringeren Rechen-dauer bei gleichzeitig guter Strömungsbeschreibung werden für die Modellbildung im Rahmen dieser Arbeit ausschließlich stationäre Fälle verwendet.

Die Strömungslösung wird durch die 3D-Geschwindigkeitsverteilungen v_x , v_y und v_z sowie dem Druck P und der Dichte des Fluids ρ beschrieben. Diese fünf Größen müssen von einem geeigneten Modell mindestens vorhergesagt werden. Daneben gibt es noch weitere Strömungsgrößen, die weitere Eigenschaften kennzeichnen, wie z.B. die Mach-Zahl Ma , die das Verhältnis der Strömungsgeschwindigkeit des Fluids zu dessen Schallgeschwindigkeit angibt, die Reynolds-Zahl als Kennzahl für laminare/turbulente Strömungen, und verschiedene weitere Größen. Turbulente Strömungsgrößen und Kennzahlen werden im Rahmen dieser Arbeit nicht berücksichtigt. In den Strömungsfeldern um eine Schaufel herum können verschiedene aerodynamische Effekte auftreten.

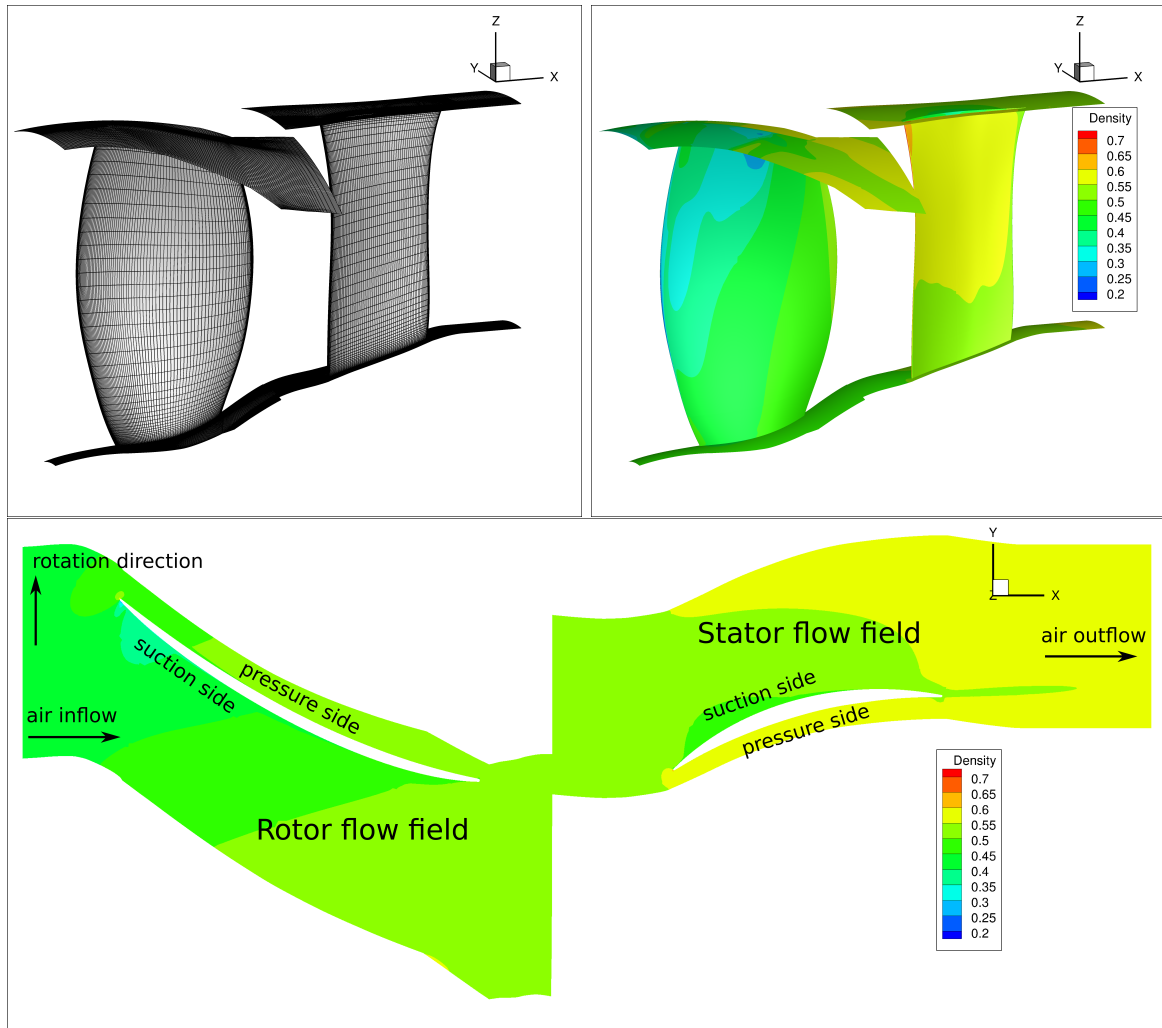


Abbildung 2.2: Eine Passage einer Stufe bestehend aus einer Rotor-Stator-Kombination.
 Oben links: 3D-Darstellung mit Geometrienetz, oben rechts: 3D-Darstellung mit aufgetragener Dichteverteilung der Strömung.
 Unten: Radialer Querschnitt des Strömungsfeldes mit aufgetragener Dichteverteilung der Strömung sowie der Beschreibung gängiger Begriffe.

Gut erkennbar sind z.B. markante Druckstöße und -abfälle oder so genannte Strömungsnachläufe. Damit werden Verwirbelungen hinter einer Schaufel bezeichnet, die u.a. zu einem deutlichen Geschwindigkeitsverlust der Strömung im direkten Bereich hinter einer Schaufel führen.

Für die Vorhersage einer Strömungslösung mittels Neuronaler Netze wird die Geometrie verwendet. Die Beschreibung des Eingaberaums ist mit den Raumkoordinaten, der Umfangsgeschwindigkeit in jedem Punkt und der Information, ob es sich um eine feste Wand oder einen Punkt im Raum handelt, möglich. Zur vollständigen Beschreibung des Problems werden darüber hinaus noch so genannte Randbedingungen benötigt. Diese geben gewisse Umwelteinflüsse vor, die von außen konstant auf das Strömungsfeld einwirken und bei den Berechnungen berücksichtigt

werden müssen. Randbedingungen können am Eintritt und am Austritt des Strömungsfeldes an so genannten Interfaces anliegen. Gängige Eintrittsbedingungen sind zum einen Totaldruck P_t und Totaltemperatur T_t und unterscheiden sich von den zuvor genannten Strömungsgrößen ($P \neq P_t$). Diese beiden Größen bezeichnen in der Aerodynamik den Druck bzw. die Temperatur, der/die sich theoretisch einstellt, wenn die Strömungsgeschwindigkeit eines Fluids auf nahezu 0 eingestellt wird. Diese beiden Größen werden gewöhnlich dazu verwendet, um Druck und Temperatur am Eintritt einer Gasturbine zu bestimmen und lassen sich aus den zuvor genannten fünf Strömungsgrößen v_x , v_y , v_z , P und ρ ableiten. Dazu müssen zunächst die Strömungsgrößen Schallgeschwindigkeit a , die Mach-Zahl Ma und die Temperatur T nach den Gleichungen

$$a = \sqrt{\kappa \frac{P}{\rho}} , \quad (2.1)$$

$$Ma = \frac{\sqrt{v_x^2 + v_y^2 + v_z^2}}{a} , \quad (2.2)$$

$$T = \frac{a^2}{\kappa R} \quad (2.3)$$

$$(2.4)$$

berechnet werden, wobei R die spezifischen Gaskonstante für Luft ist und mit $R = 287 \frac{J}{\text{mol} \cdot K}$ angegeben werden kann, sowie dem konstanten Isentropenexponenten $\kappa = 1,4$. Mit diesen Größen können die Totalgrößen P_t und T_t mit

$$T_t = \left(1 + \frac{\kappa - 1}{2} \cdot Ma^2\right) T , \quad (2.5)$$

$$P_t = \left(1 + \frac{\kappa - 1}{2} \cdot Ma^2\right)^{\frac{\kappa}{\kappa - 1}} P \quad (2.6)$$

berechnet werden (vgl. NASA [14]). Zusätzlich dazu werden Anströmwinkel und -geschwindigkeiten des Fluids in radialer bzw. θ -Richtung mit β_r bzw. β_θ am Eintritt als Randbedingung mit angegeben.

Aus den Totalgrößen ergibt sich darüber hinaus der Wirkungsgrad einer Stufe mit

$$\eta_t = \frac{\frac{P_{t,\text{out}}}{P_{t,\text{in}}}^{\frac{\kappa-1}{\kappa}} - 1}{\frac{T_{t,\text{out}}}{T_{t,\text{in}}}^{\frac{\kappa-1}{\kappa}} - 1} , \quad (2.7)$$

wobei die Größen $\frac{P_{t,\text{out}}}{P_{t,\text{in}}}$ bzw. $\frac{T_{t,\text{out}}}{T_{t,\text{in}}}$ das Totaldruck- bzw. Totaltemperaturverhältnis zwischen Aus- und Eintritt angeben und als $P_{t,\text{rel}}$ bzw. $T_{t,\text{rel}}$ zusammengefasst werden.

Eine häufige Randbedingung am Austritt ist der Gegendruck. Hinter einem Verdichter in einem Flugzeugtriebwerk liegt die Brennkammer, die einen gewissen Druck erzeugt, der von dem Verdichter überwunden werden muss. Ist dies nicht der Fall, so kehrt sich die Strömung um, Fluid aus der

Brennkammer gelangt in den Verdichter und kann diesen zerstören. Dieses Phänomen ist auch als so genanntes "Verdichterpumpen" bekannt. Der am Austritts-Interface angelegte Gegendruck hat einen großen Einfluss auf die berechnete Strömungslösung. Es können für die gleiche Geometrie verschiedene Gegendrucke für verschiedene Betriebspunkte auftreten. Der Betriebspunkt einer Maschine bildet verschiedene Randbedingungen einer Maschine ab, die im Betrieb auftreten können. So liegen bspw. während des Starts eines Flugzeuges am Triebwerk andere Randbedingungen wie Umdrehungsgeschwindigkeit, Temperatur, Druck, etc. an als während der Reisegeschwindigkeit in der Luft. Für unterschiedliche Betriebspunkte können so unterschiedliche Strömungslösungen entstehen. Für das Neuronale Netz ist es daher wichtig, diese Randbedingungen in die Berechnungen mit einzubeziehen.

Ein weiterer Faktor sind Stromauf- und -abwirkungen. Die Strömungslösung einer Schaufel am Eintritt eines Verdichters steht in Wechselwirkung mit einer Schaufel am Austritt. Wird die Geometrie einer der beiden Schaufeln verändert, so ändern sich die Strömungslösungen aller Schaufeln in dem jeweiligen Verdichter aufgrund verschiedener aerodynamischer Wechselwirkungen. In einem Extrembeispiel etwa besteht ein Verdichter aus n gleichen Schaufeln, die axial hintereinander angeordnet sind. Die Strömungslösungen um diese Schaufeln sind trotz gleicher Geometrien aufgrund der Wechselwirkungen dennoch unterschiedlich. Auch diese Effekte müssen von einem Modell erfasst und abgebildet werden können. Alle notwendigen Eingangsgrößen zur Modellierung einer Strömungslösung mit einem Neuronalen Netz und die zu erwartenden Strömungsgrößen als Ausgabe sind in Abbildung 2.3 schematisch dargestellt.

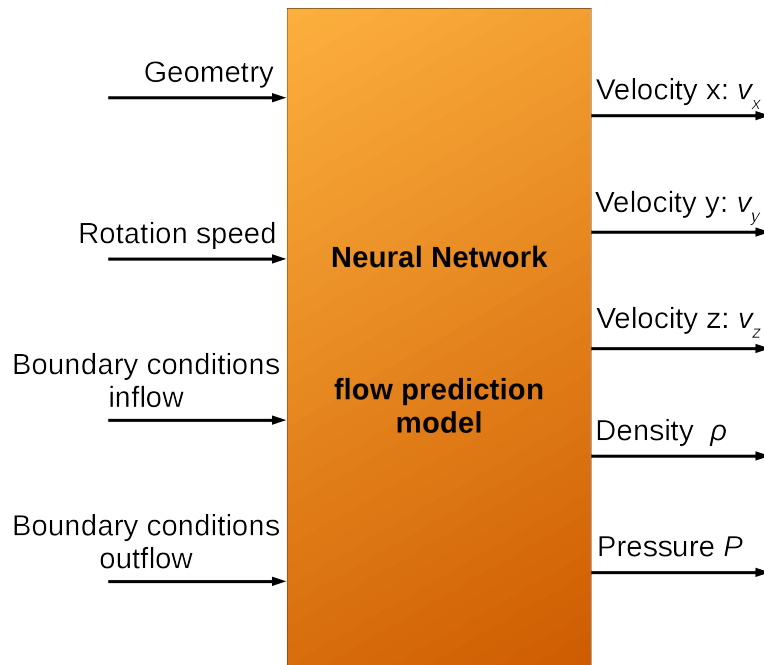


Abbildung 2.3: Schematische Darstellung aller Eingangsgrößen, die ein Modell benötigt, um eine Strömungslösung mit den fünf Ausgangsgrößen v_x , v_y , v_z , ρ und P vorherzusagen.

3 Analyse und Entwicklung eines geeigneten Modells

Der Hauptteil der Arbeit beschäftigt sich mit der Analyse und der Entwicklung eines geeigneten Verfahrens zur Vorhersage von Strömungslösungen für 3D-Schaufelgeometrien mittels Neuronaler Netze. Dieser Teil gliedert sich wiederum in zwei wesentliche Themengebiete. Im ersten Schritt müssen die Geometriedaten so aufbereitet werden, dass diese anschließend in einem zweiten Schritt von Neuronalen Netzen verarbeitet werden können. Die einzelnen Herausforderungen und Herangehensweisen an diese beiden Unterpunkte werden in diesem Kapitel detailliert beschrieben.

3.1 Datenvorverarbeitung

Dieses Kapitel beschreibt die Aufbereitung der Strömungsdaten, um diese in geeigneter Form für die Verarbeitung mit Neuronalen Netzen nutzbar zu machen. Zu diesem Zweck werden zunächst Struktur und Besonderheiten der Strömungsdaten erläutert. Im Anschluss wird beschrieben, wie diese Dateien so verarbeitet werden, dass bei möglichst geringem Informationsverlust ein Großteil der physikalischen Eigenschaften erhalten bleibt.

3.1.1 Struktur und Verarbeitung von Geometrie- und Strömungsdaten

Die Dateien, die die Geometrie und die Strömungslösungen enthalten, sind in dem CFD General Notation System (CGNS) Dateiformat gespeichert, welches von dem American Institute of Aeronautics and Astronautics (AIAA) zur interoperablen Abspeicherung von Strömungslösungen empfohlen wird (vgl. "Recommended Practice - The CFD General Notation System" [15]). Dies ermöglicht plattformübergreifendes und programmunabhängiges Arbeiten mit Strömungslösungen und Geometriedaten. Es basiert auf dem Datenbankformat Hierarchical Data Format Version 5 (HDF5), welches Daten in Knoten und Unterknoten hierarchisch abspeichert (ähnliche Struktur zu XML). Neben möglichen Unterknoten werden für jeden Knoten die Metadaten Name, ein Label und der Datentyp für eventuell hinterlegte Dateien abgespeichert. In den "Recommended Practice" des AIAA [15] finden sich die "Standard Interface Data Structures" Richtlinien, also Vorgaben für den Aufbau und Inhalt von CGNS Dateien. Es handelt sich dabei um einheitliche Deskriptoren/Labels für verschiedene Kenngrößen (wie z.B. Labels für Koordinaten-/Strömungsknoten), Strukturbeschreibungen (Aufbau von Knoten für strukturierte Netze, unstrukturierte Netze, etc.) und weitere Vorgaben zur Abspeicherung wichtiger aerodynamischer Eigenschaften. Der Aufbau einer CGNS Datei ist in Abbildung 3.1 exemplarisch dargestellt. Die wesentlichen Elemente, die

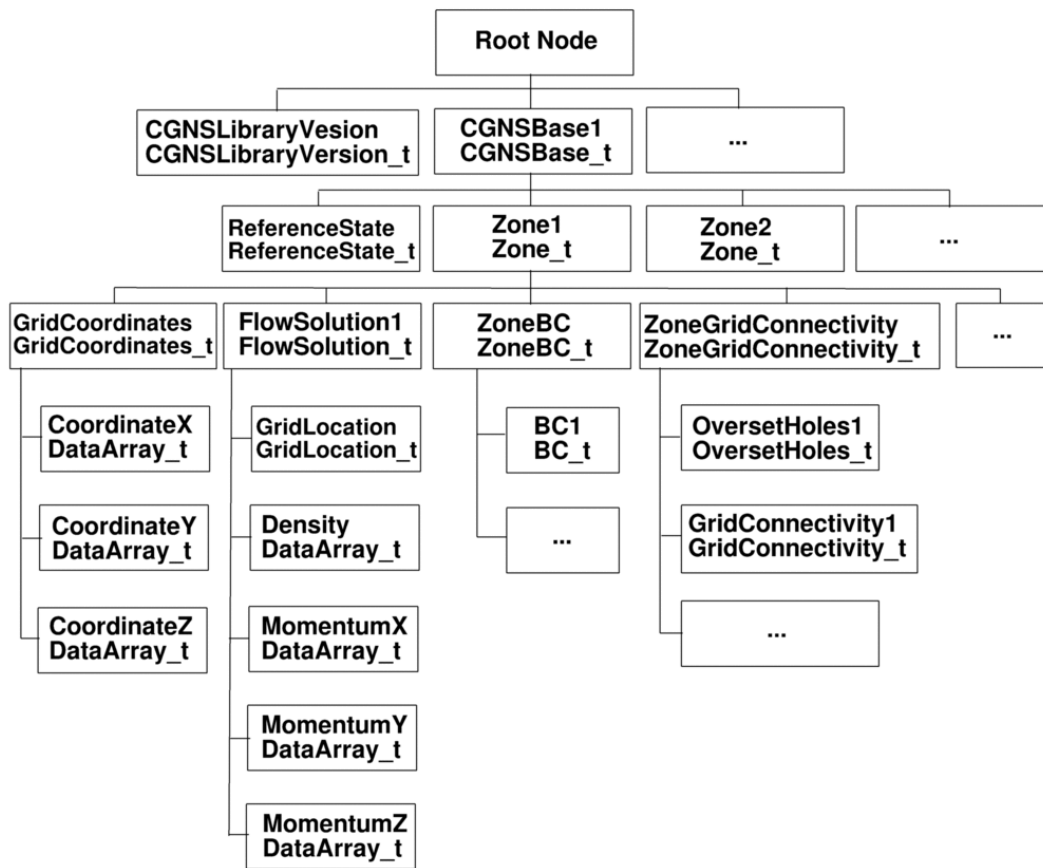


Abbildung 3.1: Exemplarischer Aufbau einer CGNS-Datei¹. Eine Box steht für einen Knoten, der obere Wert entspricht dem Namen des Knotens, der untere dem Label. Für jeden Knoten können darüber hinaus Werte hinterlegt sein (für Knoten mit dem Label **DataArray_t** ist dies vorgeschrieben). Ein Knoten mit dem Label **Zone_t** definiert eine Zone, **GridCoordinates_t** und **FlowSolution_t** deklarieren Elemente mit den Gitterpunkten bzw. den Strömungslösungen, **ZoneBC_t** und **ZoneGridConnectivity_t** bezeichnen Interfaces und Verbindungen zu anderen Zonen.

für die Weiterverarbeitung benötigt werden, sind im Nachfolgenden näher beschrieben.

Strömungsfeld und Zonen

Eine Strömungslösung basiert auf einem Geometrienetz. Es kann dabei zwischen strukturierten Netzen mit eindeutiger I/J/K-Indizierung der Geometriepunkten und unstrukturierten Netzen mit beliebiger Lage und Verbindungen der Geometriepunkte untereinander unterschieden werden.

¹ Abbildung der CGNS Project Group, online unter https://cgns.github.io/CGNS_docs_current/filemap/figures/cgns_figure1.gif, 2016

Die nachfolgenden Betrachtungen beschränken sich auf Strömungslösungen mit strukturierten Netzen. Eine Strömungslösung unterteilt sich in verschiedene Teilnetze bzw. Zonen, für die es in der CGNS-Datei separate Knoten gibt. So gibt es je nach Lage und Form bspw. so genannte H-, C- oder O-Netze. Eine einzige Schaufelreihe enthält eine Kombination aus diesen unterschiedlichen Netzformen, um sich der Geometrie möglichst gut anzupassen. Dies ist zur Erläuterung in Abbildung 3.2 dargestellt.

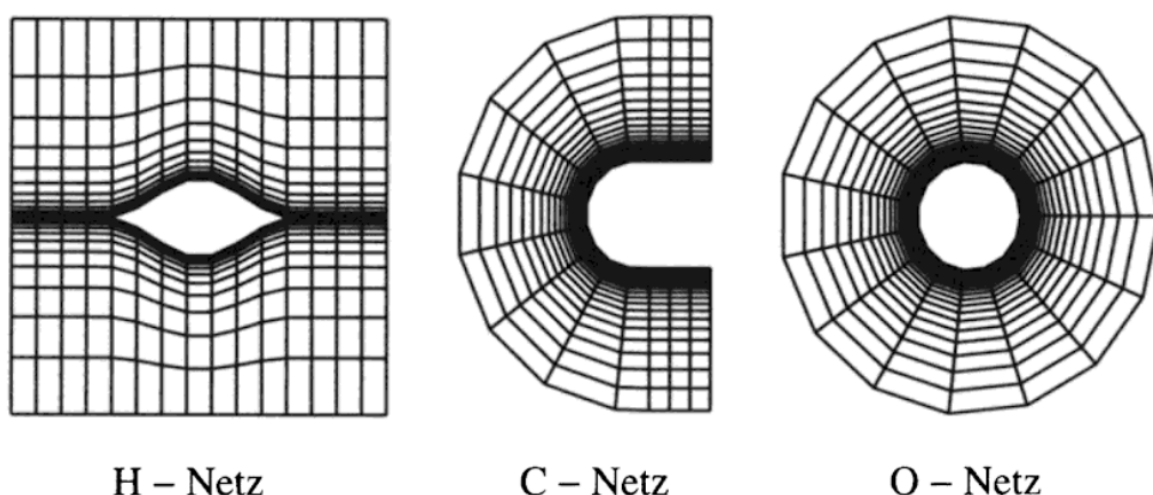


Abbildung 3.2: Verschiedene Geometrienetzformen für strukturierte Netze².

Diese Teilnetze sind in separate Zonen gegliedert. Jedes Teilnetz enthält die Strömungslösung für den jeweiligen Bereich (sofern berechnet). Bei der Interpretation der Strömungsdaten wird zwischen zell- und knotenbasiert unterschieden (cell centered bzw. nodal). Eine Zelle in einem Netz wird durch umliegende Punkte gebildet, im dreidimensionalen Raum entspricht dies einem Hexaeder, der durch 8 Eckpunkte aufgespannt wird. Bei zellbasierten Strömungsdaten wird die Strömungslösung für den jeweiligen Mittelpunkt der Zellen angegeben. Dies ist für den zweidimensionalen Fall in Abbildung 3.3 dargestellt. Es ist hier erkennbar, dass die Anzahl an Strömungswerten in jede Dimension um 1 reduziert ist, da die Strömungslösungen zwischen den Knoten des Geometrienetzes liegen. Knotenbasierte Strömungsdaten werden im Gegensatz dazu für jeden Knoten des Geometrienetzes angegeben, sodass die Anzahl an Strömungswerten der Anzahl an Knoten entspricht. Dies ist entsprechend in Abbildung 3.4 dargestellt. Um eine einheitliche Größe der Dimensionen für Geometrienetz und Strömungslösung zu erhalten, wird die Strömungslösung knotenbasiert benötigt. Da aber die Strömungsdaten standardmäßig zellzentriert gespeichert werden, wird um jeden Geometriepunkt herum der Mittelwert der zellbasierten Strömungswerte aus allen benachbarten Zellen gebildet. So wird die Strömungslösung knotenbasiert, sodass die Anzahl an Knoten und Strömungswerten gleich groß ist. Eine Distanzgewichtung der umliegenden Zellen wird nicht durchgeführt.

² vgl. Laurien & Oertel [16], S. 108, Abbildung 4.7

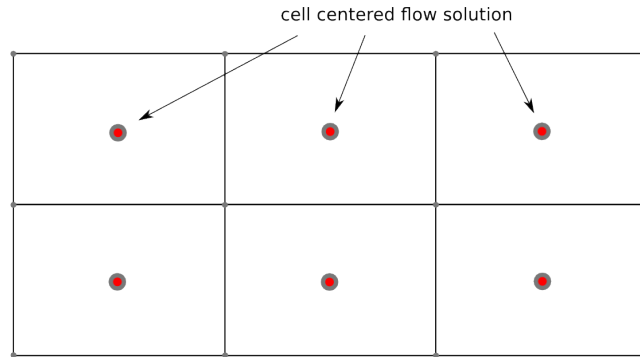


Abbildung 3.3: Zellbasierte Speicherung der Strömungslösung in einem zweidimensionalen Geometrienetz.

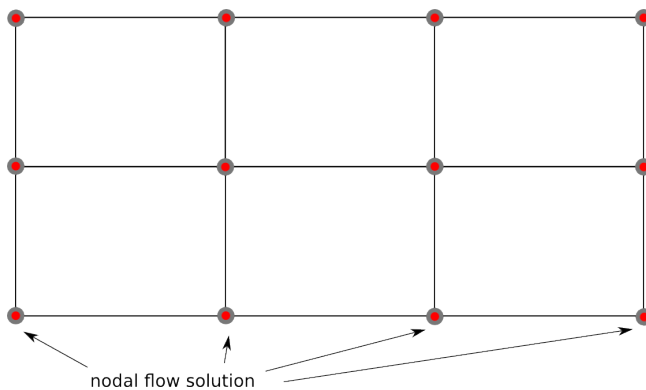


Abbildung 3.4: Knotenbasierte Speicherung der Strömungslösung in einem zweidimensionalen Geometrienetz.

Daneben enthält jede Zone Informationen über die jeweilige Schaufel (Name, Umdrehungsgeschwindigkeit, etc.) und der Konnektivität zu den umgebenen Zonen. Es wird angegeben, welche Zonen an das aktuelle Netz grenzen und welche Punkte die Schnittstelle bilden. So lässt sich das gesamte Netz einer Schaufel aus den Teilnetzen rekonstruieren.

Es ist darüber hinaus erwähnenswert, dass die Geschwindigkeitskomponenten v_y und v_z relativ zu der Umdrehungsgeschwindigkeit der aktuellen Schaufel gespeichert sind als $v_{y,rel}$ und $v_{z,rel}$. Um eine Unstetigkeit in der Strömung bei dem Übergang von drehendem zu stehendem Feld zu vermeiden, werden die Absolutgeschwindigkeiten $v_{y,abs}$ und $v_{z,abs}$ verwendet. Es erfolgt daher eine Umrechnung der Geschwindigkeiten ins Absolutsystem bei einer Winkelgeschwindigkeit der jeweiligen Schaufel mit $\omega = 2\pi \frac{rpm}{60}$ in der Form $v_{y,abs} = v_{y,rel} - \omega Z$ für die absolute y -Geschwindigkeit und $v_{z,abs} = v_{z,rel} + \omega Y$ für die absolute z -Geschwindigkeit. Die Variablen Y und Z stellen die entsprechenden Koordinaten im Raum dar. Alle in dieser Arbeit angegebenen Geschwindigkeiten sind im Absolutsystem angegeben. Die x -Geschwindigkeit v_x verläuft in axialer Richtung und ist sowohl im relativen als auch im absoluten System identisch.

Interface- und Wandinformationen

Neben den Strömungsinformationen sind Beschreibungen zu den soliden Wänden und den Interfaces gespeichert. Die Interfaces definieren die genaue Position der Zu- bzw. Abströmung einer Schaufelreihe und enthalten die dort anliegenden aerodynamischen Randbedingungen am Ein- und Austritt. Interfaces stellen allerdings keine solide Oberfläche dar. Ähnlich zu den Konnektivitätsinformationen wird jeweils eine Oberfläche aus Geometriepunkten spezifiziert, welche die jeweilige Wand bzw. das jeweilige Interface innerhalb einer Zone bilden. Die Umdrehungsgeschwindigkeit einer Oberfläche ist eine weitere wichtige Größe und kann hier entnommen werden. Die Umdrehungsgeschwindigkeit einer Wand kann sich von der der umgebenen Zone unterscheiden (bspw. dreht sich bei einem Rotor die gesamte Geometrie der Schaufelreihe außer der oberen Gehäusewand).

Bei den abgespeicherten Oberflächen wird zwischen Wand und Interface unterschieden. Die CGNS Dateien enthalten jedoch lediglich Beschreibungen für die globalen Interfaces, also die Randbedingungen am Anfang und am Ende der gesamten Maschine. Lokale Interfaces zwischen benachbarten Schaufeln sind i.d.R. nicht gespeichert, da ein herkömmlicher Strömungslöser alle zugrunde liegenden Schaufelreihen am Stück verarbeitet. Da es aber auch möglich sein soll, eine einzige Schaufelreihe zu isoliert zu betrachten, werden die lokalen Interfaces benötigt. Diese werden daher über die zuvor erwähnten Konnektivitätsinformationen zwischen zwei benachbarten Zonen extrahiert. So wird die Verbindungsoberfläche zu einem Teilnetz, das nicht Teil der aktuellen Schaufel ist, als lokales Interface interpretiert. Die notwendigen Randbedingungen werden aus der Strömungslösung heraus nach den isentropen Strömungsgleichungen berechnet (vgl. Gleichungen 2.5 und 2.6). Daneben können die Informationen für die Zwischeninterfaces auch aus einer bereits durchgeführten aerodynamischen Auswertung mit POST extrahiert werden. POST errechnet wichtige aerodynamische Eigenschaften einer Strömungslösung und wird i.d.R. für das Postprocessing einer Optimierung verwendet. Die Berechnungen des Programms können hier verwendet werden, um die Randbedingungen zwischen den Schaufelreihen zu ermitteln. Für beide Ansätze ist allerdings eine bereits ermittelte Strömungslösung erforderlich. Aus diesem Grund können Strömungsvorhersagen für separate Schaufelreihen derzeit lediglich im Rahmen von Trainings- und Testzwecken mit bekannten Strömungslösungen durchgeführt werden.

3.1.2 Aufbereitung der Strömungsdaten als Bounding Box

Um die Strömungslösung der eingelesenen CGNS Dateien verarbeiten zu können, werden die Netzstrukturen ausgewertet und in eine Bounding Box mit kleinen quaderförmigen Blöcken überführt werden. Im Nachfolgenden wird zwischen der gesamten Bounding Box und den darin enthaltenen Blöcken unterschieden.

Die Faltungsoptionen, die im Rahmen der Neuronalen Netze eingesetzt werden, sind ursprünglich eine Entwicklung aus der Bild- und Sprachverarbeitung. Dort ist der Eingaberaum

gleichmäßig angeordnet (Pixel haben immer die gleichen Abstände zueinander bzw. Audiosampling erfolgt immer mit der gleichen Frequenz). Bei den CGNS Netzen der Schaufelgeometrien handelt es sich allerdings um ungleichmäßig angeordnete Punkte, deren Abstände zueinander variieren. Dies erschwert einheitliche Faltungsoperationen, da diese Unregelmäßigkeiten mit der Struktur eines Neuronalen Netzes nicht direkt wiedergegeben werden können. Aus diesem Grund ist die Überführung der CGNS Geometrie in eine gleichmäßig angeordnete Bounding Box erforderlich.

Für die weitere Vorgehensweise ist es entscheidend, ob die gesamte Geometrie einer Verdichters in eine einzige Bounding Box überführt wird oder ob für jede Reihe eine eigene Bounding Box separat erzeugt wird. Mit den hier beschriebenen Verfahren soll letztendlich beides möglich sein, sodass somit zwischen einem Ein-Reihen-Modell (eine Bounding Box für die gesamte Geometrie) und einem Mehr-Reihen-Modell (eine Bounding Box für jede Schaufelreihe) unterschieden werden kann.

Um eine Bounding Box zu berechnen, werden zuerst die Grenzen dieser Bounding Box berechnet. Anschließend wird ein Nearest-Neighbor Subsampling durchgeführt. Dazu wird zu jedem Punkt der CGNS Geometrie zunächst der Block ermittelt, in dem dieser Punkt liegt. Anschließend wird die euklidische Distanz jedes Punktes zu dem Zellmittelpunkt des entsprechenden Blocks berechnet. Der Punkt mit der geringsten Distanz in einem Block wird für die weiteren Berechnungen verwendet, alle weiteren Punkte werden verworfen. Zuletzt erhält der jeweilige Block die gesamten Geometrieinformationen des Punktes. Dieser Prozess ist in Abbildung 3.5 qualitativ dargestellt.

Es gibt jedoch zwei wesentliche Ausnahmen, die bei der Berechnung einer Bounding Box berücksichtigt werden. Zum einen wird ein Geometriepunkt, der Teil eines Interfaces ist, vor allen anderen Punkten bevorzugt. Dabei spielt die euklidische Distanz aller übrigen Punkte keine Rolle. Dies ist erforderlich, da die Randbedingungen, die an den Interfaces anliegen, maßgeblich die Strömungslösung beeinflussen und in jedem Fall in der Bounding Box noch vor der normalen Geometrie erhalten bleiben müssen. Zum anderen bleiben die Wandinformationen der Geometrie erhalten, selbst wenn die Wandpunkte selbst nicht am nächsten zum entsprechenden Zellmittelpunkt liegen. Hier wird die Strömungslösung zwar von dem nächsten Punkt zum Mittelpunkt bestimmt. Der jeweilige Block erhält darüber hinaus die Zusatzinformation, dass er eine solide Wand darstellt. Dieses Vorgehen ist aufgrund der so genannten Wandfunktionen notwendig, die reibungsbehaftete Wände in einem CGNS Netz beschreiben. Durch die Reibung wird dem Strömungslöser vorgegeben, dass die Strömungsgeschwindigkeit direkt an der Wand nahe bei null liegen muss. Wenn nun die Strömungslösung bevorzugt würde, die direkt an der Wand anliegt, würde durch die grobe Bounding Box Struktur ein großer künstlicher Bereich mit sehr geringer Strömungsgeschwindigkeit entstehen, der im originalen feinen CGNS Gitter wesentlich kleiner ausfällt. Diese Verfälschung hätte maßgeblichen Einfluss auf die aerodynamischen Eigenschaften der Maschine. Aus diesem Grund wird nur die Wandinformation beibehalten, nicht aber die Strömungslösung der Wandpunkte. So entstehen in der gröberen Bounding Box künstliche reibungsfreie Wände.

Die Informationen, die die Bounding Box enthalten muss, werden in Abbildung 2.3 in Kapitel

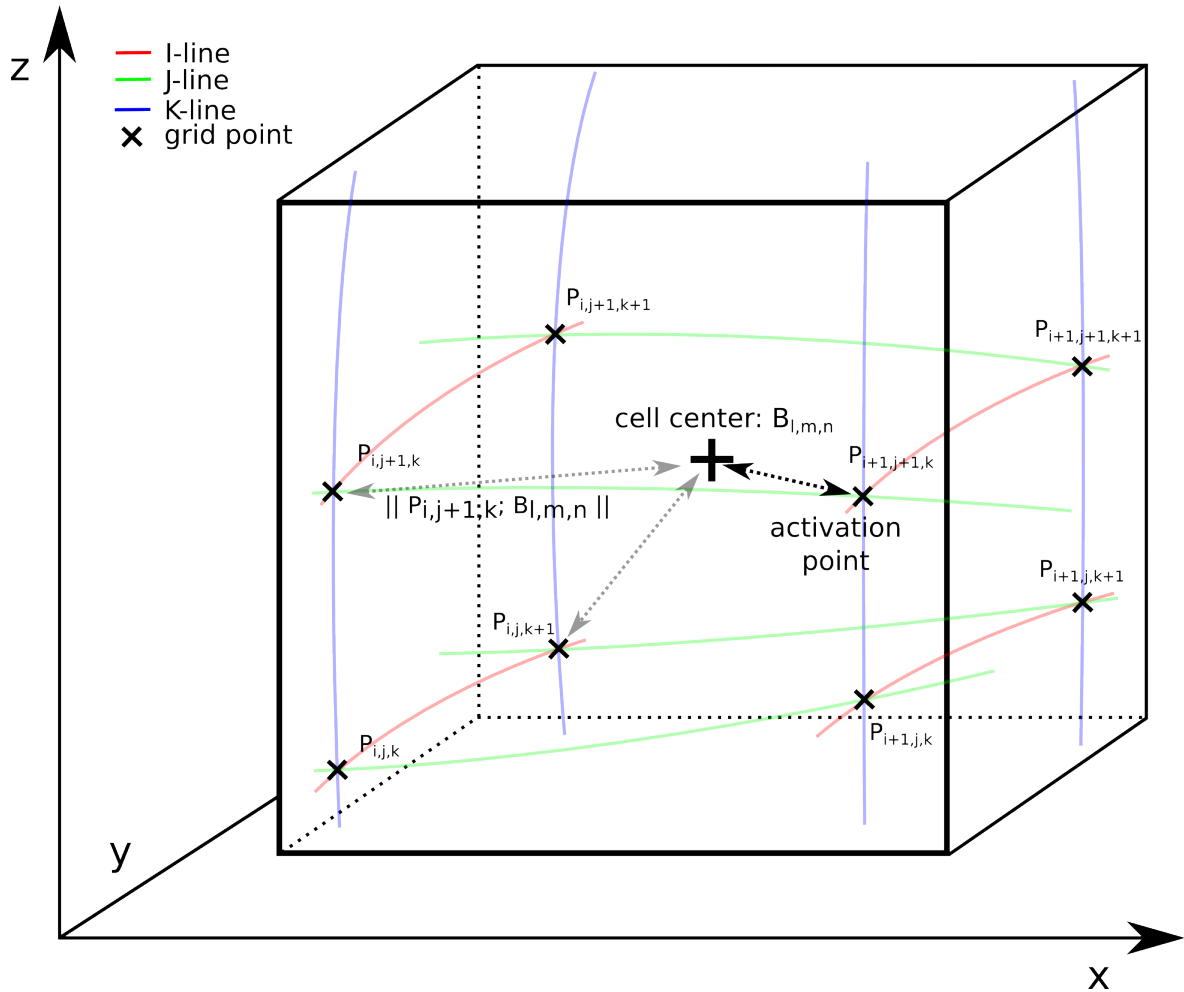


Abbildung 3.5: Einzelner Block einer Bounding Box. Die farblich markierten I/J/K Linien mit den Gitternetzpunkten entsprechen der originalen Geometrie. Der Gitternetzpunkt mit dem geringsten Abstand zum Zellmittelpunkt des Blocks wird für die Zellaktivierung verwendet. Dies entspricht dem Nearest-Neighbor Subsampling.

2 definiert. Die konkreten Größen sind zusammen mit der physikalischen Einheit in Tabelle 3.1 abgebildet. Die mit "Eintritt" und "Austritt" markierten Größen liegen standardmäßig nur am Eintritts- bzw. Austrittsinterface an. Darüber hinaus ist zu jeder Größe ein Referenzwert angegeben, anhand dessen eine Normierung der Werte vorgenommen werden kann (vgl. Abschnitt 3.2.2).

Einschränkungen

Aufgrund der geometrischen Eigenschaften einer Schaufel kommt es vor, dass nicht alle Blöcke einen Punkt enthalten. Dies kann entweder durch die Form der Bounding Box an den Randbereichen oder durch eine zu grobe Netzstruktur des CGNS Netzes entstehen. Aus diesem Grund wird darüber hinaus die Information weitergegeben, ob ein Block überhaupt einen Punkt enthält. Dies wird

Tabelle 3.1: Eingangsgrößen mit physikalischer Einheit und Referenzwert, welcher zur Normierung verwendet wird.

Name	Einheit	Referenz
Geometriekorrektur x-Richtung	Meter	1
Geometriekorrektur y-Richtung	Meter	1
Geometriekorrektur z-Richtung	Meter	1
Radius	Meter	1
Umdrehungsgeschwindigkeit	Meter / Sekunde	300
solide Wand	-	1
Eintrittsinterface	-	1
Austrittsinterface	-	1
Statischer Druck (Eintritt)	Pascal	40.000
Statische Temperatur (Eintritt)	Kelvin	250
Winkel θ -Geschwindigkeit β_θ (Eintritt)	-	1
Winkel radiale Geschwindigkeit β_r (Eintritt)	-	1
Mach-Zahl (Eintritt)	-	1
Gegendruck (Austritt)	Pascal	40.000

nachfolgend als Aktivierung bezeichnet. Wird die Struktur der Bounding Box sehr fein gewählt, können auch kleine Veränderungen der Schaufelgeometrie erfasst werden. Dies führt allerdings auch zu deutlich mehr "Löchern" in der Bounding Box in Regionen mit größerem Netz. Bei einer groben Struktur der Bounding Box werden solche Löcher minimiert, allerdings kann die Schaufelgeometrie unter Umständen nur sehr vereinfacht wiedergegeben werden. Daher muss zwischen diesen beiden Extremen gut abgewogen werden. Die Auflösung der Bounding Box und somit die Größe des Eingaberaums des Neuronalen Netzes ist dabei sehr wichtig.

Koordinatendarstellung und Variationen

Wie schon in Abschnitt 2 erwähnt, ist die Schaufelgeometrie und das umgebene Strömungsfeld um die Drehachse herum achsensymmetrisch. Dies bedeutet, dass dieses Feld über den Radius hinab spitz zu läuft. Dadurch entsteht bei einer quaderförmigen Bounding Box vermehrt in geringer radialer Höhe ein größerer nicht aktivierter Bereich an Blöcken. Eine Transformation der xyz -Koordinaten in $xr\theta$ -Polarkoordinatendarstellung kann dabei Abhilfe schaffen mit

$$r = \sqrt{y^2 + z^2} , \quad (3.1)$$

$$\theta = \arctan \frac{y}{z} . \quad (3.2)$$

Die Schaufel liegt darüber hinaus meist nicht parallel zur x-Achse sondern diagonal im Raum. Dies führt in einer quaderförmigen Bounding Box wiederum zu zahlreichen nicht aktivierten Blöcken an den Rand- und Eckbereichen. Dies kann vermieden werden, indem die Schaufelpassage an beiden Rändern um weitere Passagen erweitert wird. Durch die Achsensymmetrie ist dies recht

einfach möglich. Abbildung 3.6 zeigt eine Schaufel in einer Bounding Box, die im kartesischen Koordinatensystem erzeugt wurde und mit jeweils zwei Schaufeln an beiden Seiten erweitert wurde. Die Abbildung 3.7 bildet eine Bounding Box für die gleiche Geometrie im xyz -Koordinatensystem ab, welche aber anhand von $xr\theta$ -Polarkoordinaten erzeugt wurde. Die Abbildung 3.8 zeigt die gleiche Bounding Box wie in Abbildung 3.7 im $xr\theta$ -Koordinatensystem.

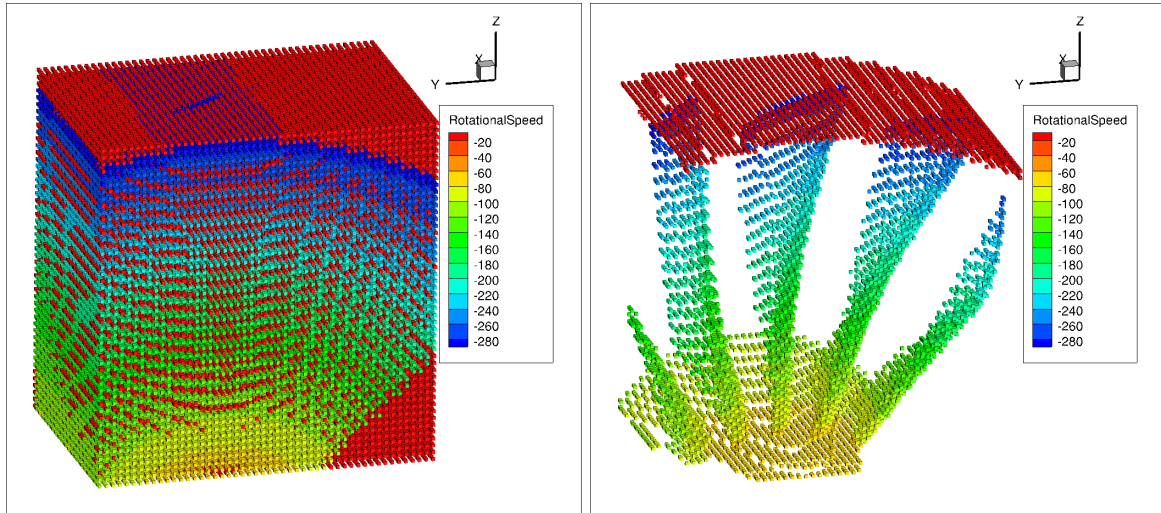


Abbildung 3.6: Bounding Box um eine Rotorschaukel mit Umdrehungsgeschwindigkeiten im xyz -Koordinatensystem.

Links: vollständige Box mit allen Blöcken.

Rechts: reduzierte Darstellung der Blöcke mit soliden Wänden.

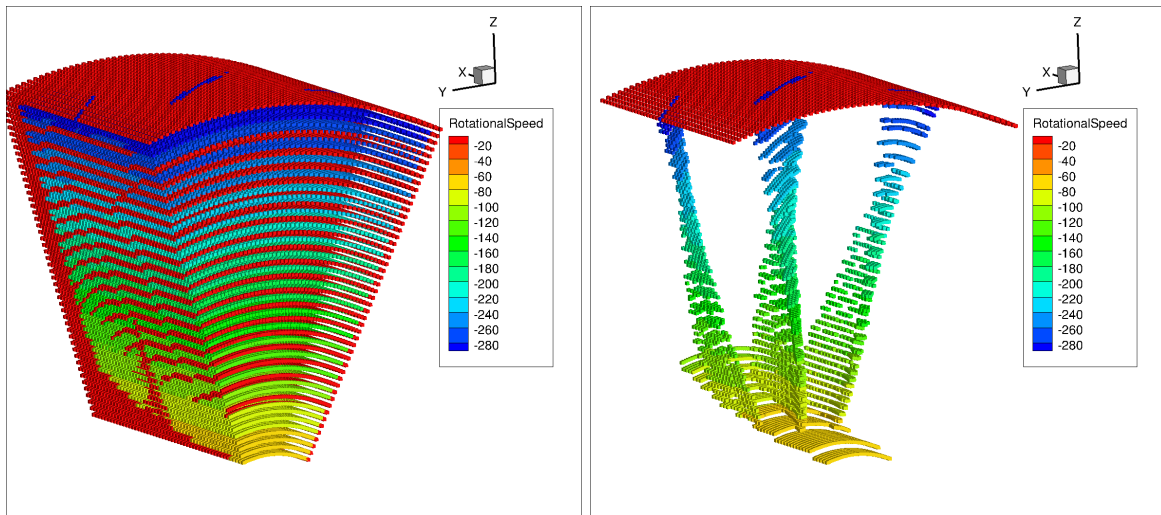


Abbildung 3.7: Bounding Box, die mit Polarkoordinaten erzeugt wurde, um eine Rotorschaukel mit Umdrehungsgeschwindigkeiten im xyz -Koordinatensystem.

Links: vollständige Box mit allen Blöcken.

Rechts: reduzierte Darstellung der Blöcke mit soliden Wänden.

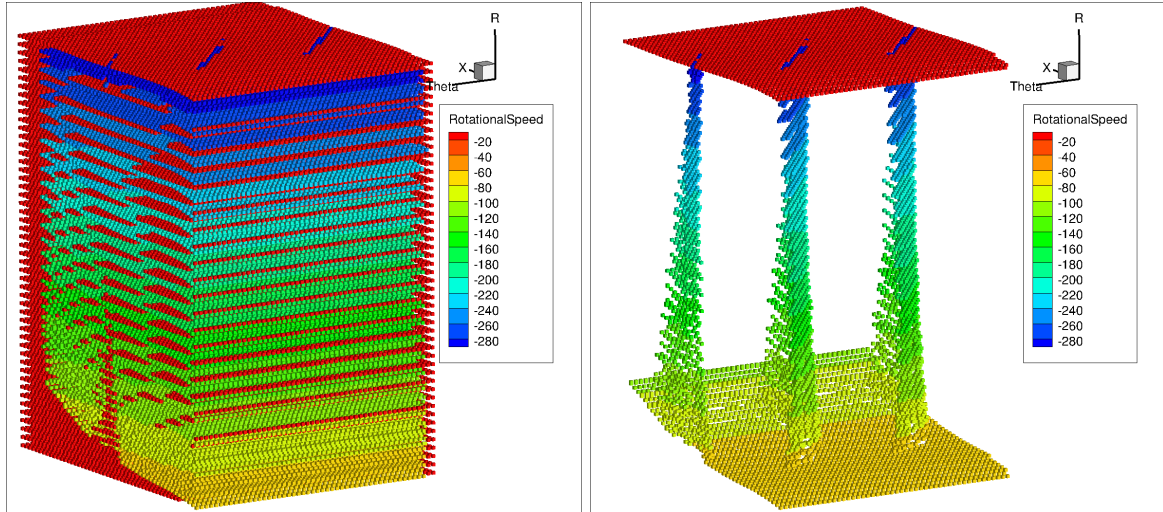


Abbildung 3.8: Bounding Box, die mit Polarkoordinaten erzeugt wurde, um eine Rotorscheufel mit Umdrehungsgeschwindigkeiten im $xr\theta$ -Koordinatensystem.
 Links: vollständige Box mit allen Blöcken.
 Rechts: reduzierte Darstellung der Blöcke mit soliden Wänden.

Um mehr allgemeine Fälle abzudecken und eine größere Generalisierbarkeit zu erreichen, kann die Schaufel innerhalb einer Bounding Box um einen zufälligen Winkel φ um die x -Achse rotiert werden (in θ -Richtung), um invariant gegenüber der absoluten Position einer Schaufel innerhalb einer Bounding Box zu werden. Dies ist möglich, da das Geometriemuster einer Schaufel sich in Umfangsrichtung wiederholt und bei stationärer Strömungslösung die Position der Schaufel innerhalb des Strömungsfeldes keine Rolle spielt. Dies ist sehr ähnlich zu dem Konzept von “Augmented Data” aus der klassischen Bilderkennung. Bei der Transformation der Geometrie in Polarkoordinatendarstellung muss beachtet werden, dass auch die kartesischen Geschwindigkeitskomponenten v_x , v_y und v_z in das Polarkoordinatensystem transformiert werden, um ein konsistentes Modell zu erhalten. Da die x -Achse die Rotationsachse der Maschine ist, bleibt diese Geschwindigkeitskomponente davon unberührt, sodass lediglich eine Umrechnung der y -/ z -Geschwindigkeiten in r -/ θ -Geschwindigkeiten erfolgen muss. Da die Geschwindigkeit eine zeitabhängige Größe ist und physikalisch die Ableitung des Ortes nach der Zeit darstellt, erfolgt die Umrechnung in das Polarkoordinatensystem mit

$$v_r = \frac{\partial}{\partial t}(\sqrt{y^2 + z^2}) = \frac{y \cdot v_y + z \cdot v_z}{\sqrt{y^2 + z^2}}, \quad (3.3)$$

$$v_\theta = \frac{\partial}{\partial t}(\arctan \frac{y}{z}) = \frac{y \cdot v_z - z \cdot v_y}{y^2 + z^2}. \quad (3.4)$$

Die Rücktransformation erfolgt analog dazu und wird mit

$$v_y = \frac{\partial}{\partial t}(r \cdot \cos \theta) = v_r \cdot \cos \theta - r \cdot v_\theta \cdot \sin \theta , \quad (3.5)$$

$$v_z = \frac{\partial}{\partial t}(r \cdot \sin \theta) = v_r \cdot \sin \theta + r \cdot v_\theta \cdot \cos \theta \quad (3.6)$$

für die kartesischen Geschwindigkeitskomponenten v_y und v_z berechnet.

Ein Ablaufdiagramm der gesamten Bounding Box Berechnung ist in Abbildung 3.9 dargestellt.



Abbildung 3.9: Vorverarbeitungskette zur Erzeugung von Trainingsdaten.

Rückführung in das einer Bounding Box in das CGNS Format

Zur Auswertung einer Strömungslösung mit den gängigen Programmen wie POST muss diese im CGNS Format vorliegen. Dies ist das gängige Format, welches in der Prozesskette einer Optimierung verwendet wird. Es ist daher erforderlich, eine Bounding Box im Raum $\mathbb{R}^L \times M \times N$ mit der Anzahl an Blöcken $L, M, N \in \mathbb{N}$ in jeder Dimension in das ursprüngliche CGNS Format im Raum $\mathbb{R}^{I \times J \times K}$ mit der Anzahl an Punkten $I, J, K \in \mathbb{N}$ in jeder Dimension zurück zu konvertieren. Zu diesem Zweck wird für jeden Punkt der ursprünglichen CGNS Datei der zugehörige Block innerhalb der Bounding Box ermittelt, in der der Punkt liegt. Anschließend wird die Strömungslösung des Blocks auf den Punkt übertragen. Dies ist die einfachste und mit Abstand schnellste Methode, um die Lösung in das CGNS Format zu übertragen. Ein Nachteil ergibt sich, wenn eine geringere Auflösung der Bounding Box im Vergleich zum ursprünglichen Gitter verwendet wird. Dies führt zu blockartigen Strukturen und Sprüngen in der Strömungslösung. Eine Alternative dazu bieten Interpolationsverfahren, welche die Lösung glätten und für einen sauberen Verlauf sorgen. Dazu wurde für diesen Anwendungsfall das Inverse Distance Weighting (IDW) Verfahren und eine Gauß-Interpolation umgesetzt. Beide Interpolationsverfahren basieren auf dem selben Prinzip der Distanzgewichtung von umgebenen Daten. Lediglich die Gewichtungsfunktion variiert zwischen beiden Verfahren. Aus diesem Grund wird die Umsetzung beider Verfahren beschrieben.

Bei der IDW Interpolation wird zu einem Gitterpunkt $x_0 \in \mathbb{R}^{I \times J \times K}$ einer CGNS Geometrie der euklidische Abstand $d(x_0, x_i)$ zu jedem Block $x_i \in \mathbb{R}^L \times M \times N$ berechnet. Diese Abstände werden invertiert und dienen normiert als Gewichtung für die Strömungslösungen $z(x_i)$ der einzelnen Boxen. So kann die Strömungslösung $z^*(x_0)$ berechnet werden. Der Einfluss von weit entfernten Boxen auf den aktuellen Punkt kann mittels eines Potenzparameters p noch weiter reguliert werden. Je größer p , desto geringer der Einfluss von entfernten Boxen. Dieses Verfahren wird durch die

Gleichungen

$$\lambda_i(x_0) = \frac{1}{d(x_0, x_i)^p}, \quad (3.7)$$

$$z^*(x_0) = \begin{cases} \frac{\sum_{i=1}^n \lambda_i(x_0) z(x_i)}{\sum_{i=1}^n \lambda_i(x_0)} & \text{wenn } d(x_0, x_i) \neq 0 \\ z(x_i) & \text{wenn } d(x_0, x_i) = 0 \end{cases} \quad (3.8)$$

beschrieben. Die Gauß-Interpolation arbeitet sehr ähnlich. Es wird hier lediglich die Gewichtsfunktion λ_i ersetzt durch

$$\lambda_i(x_0) = \exp(-d(x_0, x_i)) . \quad (3.9)$$

Werden beide Verfahren für jeden Punkt des CGNS Gitters auf Basis einer Bounding Box durchgeführt, lassen sich diese Distanzen als 6-dimensionales Array D mit der Größe $\mathbb{R}^{L \times M \times N \times I \times J \times K}$ zusammenfassen. Ein beliebiger Eintrag in diesem Array an der Stelle $D(l, m, n, i, j, k)$ mit $l \in L, m \in M, n \in N, i \in I, j \in J, k \in K$ entspricht der Distanz des CGNS Punktes mit dem Index (i, j, k) zu dem Zellmittelpunkt des Blocks mit dem Index (l, m, n) . Je nach Verfahren kann nun mit der entsprechenden Gewichtsfunktion λ das 6-dimensionale Array mit den gewichteten Distanzen mit $\lambda(D)$ aufgestellt werden. So ergibt sich das Array für alle Gewichte W mit

$$W = \frac{\lambda(D)}{\sum_{a=1}^L \sum_{b=1}^M \sum_{c=1}^N \lambda(D(a, b, c, i, j, k))} , \quad (3.10)$$

wobei für das Array W weiterhin $W \in \mathbb{R}^{L \times M \times N \times I \times J \times K}$ gilt und mittels der Summe der Distanzen der ersten drei Dimensionen normiert ist. Anschließend wird die Strömungslösung Z der Bounding Box, die im Raum $\mathbb{R}^{L \times M \times N}$ vorliegt, auf den gleichen 6-dimensionalen Raum mit $Z' \in \mathbb{R}^{L \times M \times N \times I \times J \times K}$ so erweitert, dass für einen Block mit den Koordinaten (l, m, n) für alle Punkte des CGNS Netzes (i, j, k) gilt

$$Z'(l, m, n, i, j, k) = Z(l, m, n) \quad \forall i, j, k . \quad (3.11)$$

Dies bedeutet, dass auch bei einer Variation der i, j, k Indizes für konstante l, m, n auf die selbe Strömungsvorhersagen zugegriffen wird, also unabhängig von der Position des CGNS Gitterpunkt ist. Dies führt zwar zu redundanten Daten, ermöglicht aber so letztendlich eine elementweise Multiplikation der Gewichte W mit den erweiterten Daten Z' (Operator \odot). Die Gewichtung der Abstände erfolgt so erst zum Schluss. Zuletzt werden noch alle Blöcke der ersten drei Dimensionen L, M, N aufsummiert mit

$$Z^* = \sum_{a=1}^L \sum_{b=1}^M \sum_{c=1}^N (W \odot Z')(a, b, c, i, j, k) . \quad (3.12)$$

Das Ergebnis ist nun die Strömungslösung Z^* im Raum $\mathbb{R}^{I \times J \times K}$ für alle CGNS Gitterpunkte.

Der Vorteil dieser Methode ist, dass einfache Matrizenoperationen aus Standardbibliotheken verwendet werden können und die Berechnungen extrem beschleunigen. Ein großer Nachteil ist allerdings, dass die Datenarrays für die Berechnung der Gewichte eine enorme Größe annehmen können. Wird die Berechnung bspw. für eine einzige Zone einer CGNS Datei mit einer Größe von $(20, 20, 20)$ für eine Bounding Box der Größe $(30, 30, 30)$ durchgeführt, so liegt die Größe der Gewichtsmatrix bei 216.000.000 nur für dieses recht kleine Beispiel. In dieser Form ist eine IDW- bzw. Gauß-Interpolation daher nicht praktikabel, weshalb dieses Verfahren etwas modifiziert wurde. So wird für jeden Punkt des CGNS Gitters nicht die Distanz zu jedem Punkt der Bounding Box berechnet, sondern nur die umliegenden Blöcke ausgehend von dem Block, in dem der Punkt liegt. Die Distanzmatrix verändert sich in der Form, dass die ersten drei Indizes (l, m, n) nicht die gesamte Bounding Box indizieren, sondern lediglich die umgebenden Boxen. Wird für das oben genannte Beispiel nun ein Interpolationsraum von 10% ausgehend von der Lage des Punktes zugrunde gelegt, so reduziert sich die Anzahl an Boxen, die zur Interpolation eines Punktes herangezogen werden, von 27.000 auf nur 27 (statt $(30, 30, 30)$ nur noch $(3, 3, 3)$), die Gewichtsmatrix erhält so eine Größe von 216.000.

Durch IDW- und Gauß-Interpolation kann die Strömungslösung geglättet werden, sie benötigt aber auch mehr Rechenzeit als eine einfache Übernahme der Werte aus der Bounding Box. Der Einfluss einer solchen Glättung auf die aerodynamische Auswertung wird in Abschnitt 4.3 näher untersucht. Ein optischer Vergleich der originalen Strömungslösung zu dem einfachen Block-Verfahren bis hin zur IDW- und Gauß-Interpolation ist in Abbildung 3.10 dargestellt.

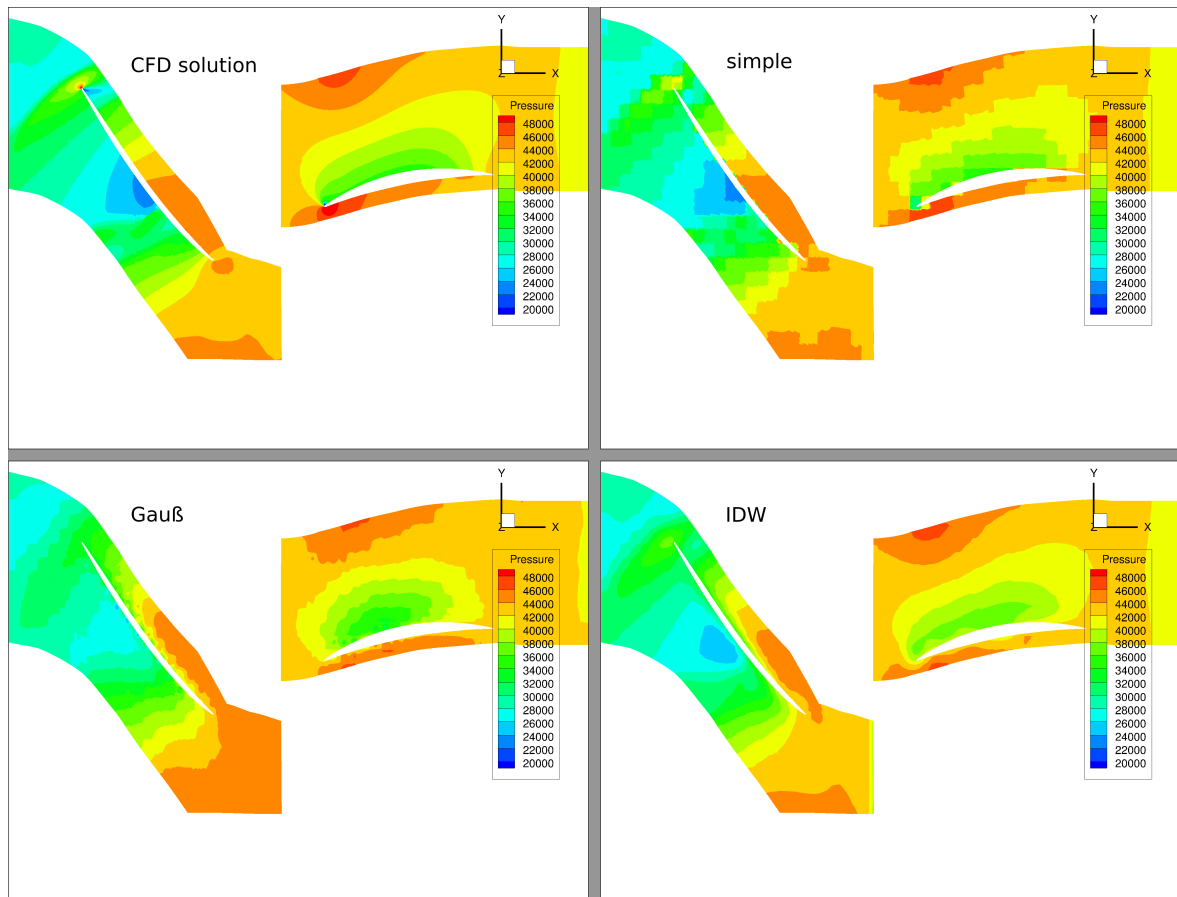


Abbildung 3.10: Vergleich zwischen echter Strömungslösung (oben links), 'simple'-Interpolation (oben rechts), Gauß-Interpolation (unten links) und IDW-Interpolation (unten rechts).

3.2 Entwicklung einer geeigneten Netzarchitektur

Nachdem zuvor erläutert wurde, woher die Daten stammen und wie diese aufbereitet werden, beschäftigt sich dieser Abschnitt mit den notwendigen Voraussetzungen und Eigenschaften für ein Neuronales Netz, welches zur Strömungsvorhersage genutzt werden soll. Dazu werden alle Anforderungen und Restriktionen an das Modell formuliert. Anschließend wird der Aufbau des Neuronalen Netzes detailliert beschrieben. Dazu werden alle Aspekte und Eigenschaften des Neuronalen Netzes vorgestellt und diskutiert.

3.2.1 Anforderungen an das Modell

Bei Strömungsberechnungen wird für einen gegebenen Raum mit Geometrieinformationen für jede darin enthaltene Netzzelle die entsprechende Strömungslösung berechnet. Daher entspricht die Größe des Eingaberaums der des Ausgaberaums. Aus diesem Grund muss auch die Anzahl an Neuronen am Eingang eines Neuronalen Netzes der Anzahl am Ausgang entsprechen. In zahlreichen Anwendungen aus dem Bereich Deep Learning werden neben den Faltungsschichten (Convolutional Layer) vereinzelt voll vernetzte Schichten eingesetzt. Bei größeren Dimensionen würde eine Vollvernetzung hier allerdings zu einer enorm hohen Anzahl an trainierbaren Gewichten führen. Eine Bounding Box mit bspw. 40 Blöcken in jeder Dimension führt zu einer Größe der Eingangsdaten von $40^3 = 64.000$. Würde dieser Eingang dimensionserhaltend voll vernetzt auf die Ausgabe abgebildet werden, so wären $40^6 = 4.096.000.000$ Gewichte nur für eine einzige Schicht notwendig. In der Praxis ist so eine hohe Anzahl an Gewichten allein schon aus Mangel an genügend Speicherplatz nicht umsetzbar. Aus diesem Grund werden im Neuronalen Netz ausschließlich Faltungsschichten verwendet, die dimensionserhaltend arbeiten können. Die Faltungsoperationen verwenden dabei die Ausgaben der vorangegangenen Schicht für eine bestimmte Höhe, Breite und Tiefe für eine gegebene Anzahl an Eingangskanälen und Erzeugen so eine definierte Anzahl an so genannten Featuremaps (Filtermasken, die sich auf eine bestimmte Eigenschaft der Daten spezialisieren). Diese Layer erreichen durch so genanntes "Weight Sharing", dass die Anzahl an trainierbaren Gewichten im Vergleich zur Vollvernetzung relativ gering ist.

Um die Raumgröße zu erhalten, muss der Bereich an den Randzonen erweitert werden (so genanntes Padding). Es gibt hierzu verschiedene Ansätze. Durch die Rotationssymmetrie einer Schaufelreihe bietet sich für die ersten Schichten des Neuronalen Netzes ein symmetrisches Padding an (symmetric padding). Dies kann aber unter Umständen zu Fehlinformationen des Datenbereichs führen, da Randgrößen hierbei mehrfach gewichtet werden. Bei einem so genannten Zero Padding wird der Rand mit 0 erweitert. Es gehen keine Fehlinformationen in die Filterung ein, allerdings kann es hierbei zu Verzerrungen des Ergebnisses kommen, insbesondere bei breiteren Filtern. Beide Möglichkeiten sollen für ein Modell in Betracht gezogen werden.

Weiterhin ist die Gesamtgröße des Neuronalen Netzes (Anzahl an Layern, Breite der Filter, etc.)

abhängig von der gewählten Auflösung der Bounding Box. Je nach Auflösung ändert sich das rezeptive Feld jedes Filters. Dieses Feld beschreibt die Neuronen aus den vorherigen Schichten, deren Ausgabewerte Einfluss auf das aktuell betrachtete Neuron haben. Dies ist schematisch in Abbildung 3.11 dargestellt. Damit sich eine Geometrieänderung, die bspw. am Schaufeleintritt vorgenommen

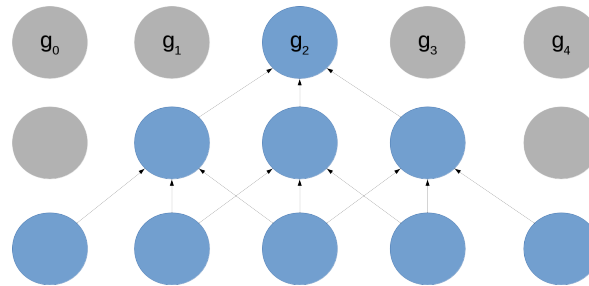


Abbildung 3.11: Schematische Darstellung des rezeptiven Feldes des Neurons g_2 bei Faltungsoperationen mit einer Filterbreite von 3 Neuronen.

wird, auch auf das Strömungsfeld am Austritt auswirkt, muss das rezeptive Feld groß genug sein, sodass alle Eingangsneuronen Einfluss an den Aktivierungen aller Ausgangsneuronen haben. So können die physikalischen Stromauf- und -abwirkungen innerhalb einer Schaufel modelliert werden. Zum besseren Verständnis ist dies in Abbildung 3.12 exemplarisch dargestellt.

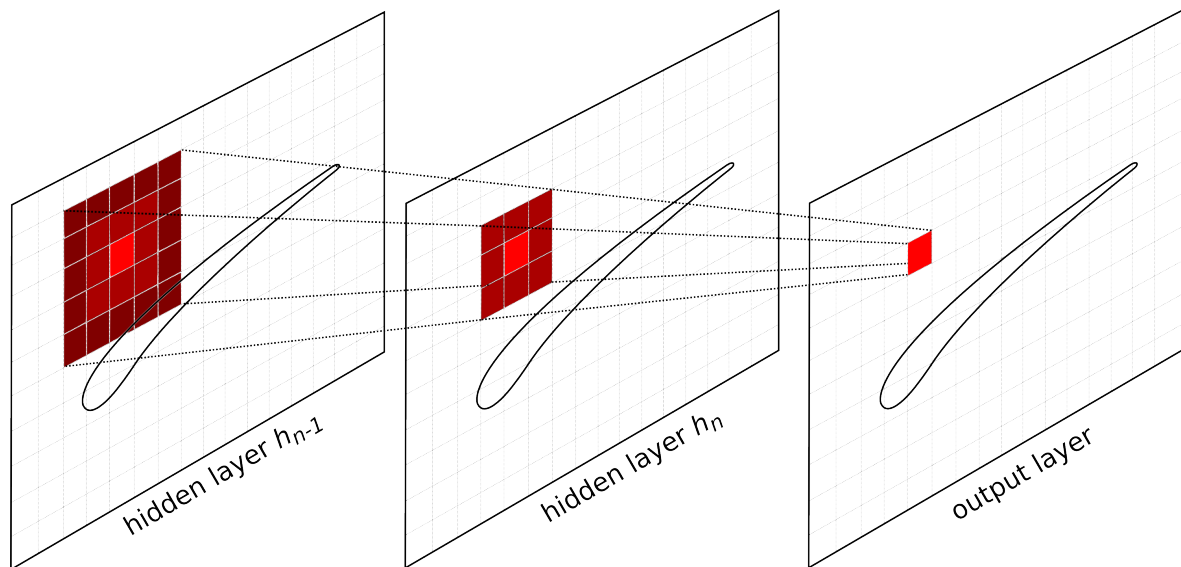


Abbildung 3.12: Schematische Darstellung des rezeptiven Feldes einer Blockgeometrie (Draufsicht). Die rot eingefärbte Lösung in der Ausgangsschicht (output layer) setzt sich bei einem 3x3 Filter aus den markierten Feldern der vorherigen Zwischenschichten (hidden layer) zusammen. Je mehr Layer verwendet werden, desto größer wird das rezeptive Feld.

Im Gegensatz zur klassischen Bilderkennung handelt es sich bei dem zugrunde liegenden Problem um eine Regressionsaufgabe. Der Verlauf der verschiedenen Strömungsgrößen soll dabei weitestge-

hend nachgebildet werden. Aus diesem Grund wird für die Fehlerfunktion J , die den Fehler des Neuronalen Netzes für eine erwartete Lösung Y bewertet, keine probabilistische Metrik wie z.B. Kreuzentropie verwendet, sondern die mittlere quadratische Abweichung. Weitere Regularisierungstechniken wie Dropout, L2-Loss, etc. werden am Ausgang vorerst nicht verwendet. Ein Nachteil der Eingabedaten ist allerdings, dass es bedingt durch die Geometriestruktur zu nicht aktivierten Neuronen am Eingang kommen kann. Dies wurde bereits in Abschnitt 3.1.2 detailliert beschrieben. Um diesen Effekt abzumildern, soll an Stelle der Regularisierung am Ausgang des Neuronalen Netzes ein Dropout Layer am Eingang verwendet werden. Dies soll dazu führen, dass das Netz auch mit zufällig deaktivierten Eingangsknoten in der Lage ist, eine adäquate Strömungsvorhersage treffen zu können.

Bei den Eingabe- und Ausgabewerten des Neuronalen Netzes handelt es sich um verschiedene Daten mit unterschiedlichen physikalischen Einheiten und Wertebereichen. Diese unterschiedlichen Wertebereiche können das Training des Modells massiv beeinträchtigen (bspw. sind große Wertebereiche stark anfällig für das "Vanishing/Exploding Gradient Problem"). Aus diesem Grund muss für die Eingangs- und Ausgangsdaten eine geeignete Normierung der Wertebereiche erfolgen.

Das im vorherigen Abschnitt beschriebene Verfahren zur Aufbereitung der Geometrien und Strömungsdaten als Bounding Box unterscheidet zwischen Ein- und Mehr-Reihen-Modellen. Das Neuronale Netz soll in der Lage sein, Vorhersagen für beide Fälle treffen zu können. Dies ändert zunächst nichts an der eigentlichen Struktur. Bei einem Mehr-Reihen-Modell werden Stromauf- und -abwirkungen innerhalb einer Maschine jedoch nicht erfasst, da die Vorhersagen für jede Schaufelreihe separat getroffen werden und kein Austausch stattfindet. Wie schon erwähnt, sind die lokalen Randbedingungen zwischen den einzelnen Schaufelreihen in den originalen Strömungslösungen nicht enthalten. Der Austausch dieser Randbedingungen an den Interfaces zwischen den Schaufelreihen ist allerdings nicht trivial und wird daher im Rahmen dieser Arbeit nicht betrachtet. In dem Ausblick in Abschnitt 5.2.3 werden aber Ansätze zur Umsetzung des Interface-Austauschs vorgestellt und diskutiert. Für die aktuellen Untersuchungen soll es zunächst genügen, wenn Vorhersagen für Member mit bereits bekannten Strömungslösungen und daher mit bekannten Zwischeninterfaces getroffen werden.

3.2.2 Aufbau des Neuronalen Netzes

Zur Verarbeitung einer Bounding Box werden ausschließlich Schichten mit Faltungoperationen verwendet. Es wird für ein einziges Modell lediglich davon ausgegangen, dass die Blöcke aller Bounding Boxen die gleiche Größe im Ursprungsraum besitzen. Um die unterschiedlichen Wertebereiche für verschiedene physikalische Größen zu vereinheitlichen, findet eine Normierung der Eingabedaten X mithilfe von zuvor festgelegten Referenzgrößen X_{ref} nach der Gleichung $\tilde{X} = \frac{X}{X_{\text{ref}}}$ statt. Eine Übersicht aller Eingangsgrößen samt physikalischer Einheit und Referenzwert wurde bereits in Abschnitt 3.1.2 in Tabelle 3.1 gegeben. Die Strömungsgrößen Y , die als Ausgabe am

Netzaustritt anliegen, werden für das Training im Gegensatz dazu mittels Mittelwert μ_Y und Standardabweichung σ_Y für jede Strömungsgröße separat mit $\tilde{Y} = \frac{Y - \mu_Y}{\sigma_Y + \epsilon}$ standardisiert, wobei ϵ der numerischen Stabilität dient und meist im Bereich $1e^{-8}$ liegt. Die Mittelwerte und Standardabweichungen der einzelnen Größen aus Y werden hierbei über eine zufällig ausgewählte Anzahl an Trainingsdaten gebildet, um einen möglichst großen Wertebereich abzudecken.

Eine Herausforderung stellt der dreidimensionale Eingangsraum dar. Herkömmliche Bilderkennungsverfahren im zweidimensionalen Raum verwenden Filterkerne mit 4D-Tensoren, wobei die letzten zwei Dimensionen die Größe der Featuremaps f_{in} und f_{out} am Eingang und Ausgang angeben. Durch die zusätzliche Dimension im dreidimensionalen Raum erhalten die Filterkerne noch eine fünfte Dimension, sodass sich bei einer Filtergröße von $x \times y \times z$ der Faltungstensor mit $(x \times y \times z \times f_{in} \times f_{out})$ ergibt. So liegt die Größe eines einzigen 3x3x3-Filters mit 20 Eingangs- und 20 Ausgangs-Featuremaps schon bei 10.800 trainierbaren Gewichten. Werden die Filter auch als Inception Modul zusammengelegt, kann die Anzahl an trainierbaren Gewichten schon bei einer niedrigen Anzahl an Layern sehr groß werden. Durch den Einsatz von vorgelagerten 1x1x1-Filtern kann dem entgegen gewirkt werden. Des Weiteren werden Dilated Convolutions eingesetzt, um das rezeptive Feld eines Filters bei gleicher Anzahl an trainierbaren Gewichten erweitern zu können. Die Dilated Convolutions spielen in der hinteren Ebene des Neuronalen Netzes zur Detektion von High-Level-Features eine große Rolle, um sämtliche Stromauf- und -abwirkungen auch mit geringer Anzahl an Gewichten abbilden zu können und Verbindungen zwischen allen Eingangs- und Ausgangsknoten zu schaffen, ohne dass eine größere Anzahl an Schichten benötigt wird.

Die Randbedingungen einer Schaufelreihe (in Tabelle 3.1 mit "Eintritt" und "Austritt" gekennzeichneten) liegen physikalisch nur an den Eintritts- und Austrittsinterfaces an. Um dies nun auf den Eingaberaum der Neuronalen Netze zu übertragen, werden diese Größen auch hier standardmäßig nur an den mit Eintritts- und Austrittsinterface gekennzeichneten Blöcken einer Bounding Box angelegt. Für die restlichen Blöcke sind diese Kanäle auf den Wert null gesetzt. Es kann jedoch von Vorteil sein, dass die Randbedingungen im Gegensatz dazu an allen Blöcken einer Bounding Box gesetzt werden. Die Randbedingungen haben maßgeblichen Einfluss auf die gesamte Strömungslösung. Es könnte für ein Neuronales Netz daher unter Umständen einfacher sein, wenn diese Größen überall anliegen und nicht nur an den vorderen und hinteren Randbereichen. Ähnlich hierzu verhält es sich mit der Umdrehungsgeschwindigkeit bei einem Rotor. Da sich grundsätzlich nur die Geometrie bewegt, nicht aber das gesamte Strömungsfeld, macht es aus physikalischer Sicht Sinn, diese nur an Blöcken anzulegen, die als solide Wand gekennzeichnet sind. Aber auch hier kann es von Vorteil sein, die Umdrehungsgeschwindigkeit auf der gesamten Rotorfläche zu setzen. Diese Überlegungen werden in Kapitel 4 weiter diskutiert.

Wie in Abschnitt 3.1.2 bereits erwähnt, kann es bei der Berechnung der Bounding Box zu nicht aktivierten Blöcken kommen ("Löcher" im Netz). Dies ist vor allem bei hohen Auflösungen und an den Randbereichen der Fall. Um eine gewisse Invarianz des Neuronalen Netzes bzgl. dieser Löcher zu erreichen, wurde auf das Dropout-Verfahren zurück gegriffen. Dropout schaltet zufällig

eine vorgegebene Anzahl an Neuronen während des Trainings aus. Dies zwingt die verbleibenden Neuronen dazu, bessere Vorhersagen ohne die benachbarten Neuronen zu erlernen und wirkt dem bekannten Problem der Überanpassung eines Netzes an einen Trainingsdatensatz entgegen (vgl. Srivastava et. al. [17]). In diesem Kontext wird diese Technik aber so verwendet, dass während des Trainings zufällig eine gewisse Anzahl an Eingangsknoten ausgeschaltet wird. Dies zwingt den Algorithmus dazu, auch ohne den vollständigen Eingangsraum eine korrekte Strömungslösung zu lernen.

Als Aktivierungsfunktion wird am Ende jedes Layers der Tangens hyperbolicus \tanh verwendet. Nur der Ausgabelayer verwendet keine Aktivierungsfunktion, um Ausgaben auch jenseits der positiven bzw. negativen Standardnormalverteilung treffen zu können (die Ausgabe wird als standardisiert betrachtet). Im Vergleich zu den weit verbreiteten Rectified Linear Units (ReLU) mit $f(x) = \max(0, x)$ bzw. deren Variationen ist die \tanh Funktion stetig und entspricht somit eher dem Verlauf einer Strömungslösung. Der Vorteil zur einfachen Sigmoidfunktion $\sigma(x) = \frac{1}{1+e^{-x}}$ liegt in der Punktsymmetrie der \tanh Funktion. Dies führt zu besseren Aktivierungen und bildet einen größeren Wertebereich ab, insbesondere bei Eingaben mit negativen Vorzeichen.

Für die einzelnen Layer selbst wird eine Kombination aus den Residual Layern und Inception Layern verwendet. Die Vorteile beider Layertypen können so vereint werden. So wird einerseits das Training von verschiedenen Filtermasken für unterschiedliche Filterbreiten für die gleiche Schicht ermöglicht. Andererseits ist durch die "skip connections" der Residual Layer gewährleistet, dass die Fehlerinformationen bei jedem Layer anliegen, auch wenn vereinzelt Layer keine Fehlerinformationen mehr weitergeben. Lediglich die ersten beiden Layer des Neuronalen Netzes bestehen aus einfachen Faltungsschichten, um die Anzahl an verwendeten Featuremaps auf die gewünschte Größe zu bringen. Es kommen für Low-Level und High-Level Features am Anfang bzw. am Ende des Netzes verschiedene Inception Layer zum Einsatz. Die Low-Level Inception Layer sind anhand ihrer Filter mit kleinem rezeptiven Feld darauf ausgelegt, lokal begrenzte Eigenschaften der Eingangsdaten zu erkennen, während die High-Level Inception Layer ein wesentlich breiteres Feld abdecken und so globale Strukturen erfassen können. Der Aufbau der Inception Layer zur Detektion von Low-Level Features am Anfang des Netzes ist in Abbildung 3.13 abgebildet. Es werden hier insgesamt vier Abzweigungen mit unterschiedlichen Filtermasken verwendet, die nachfolgend beschrieben und diskutiert werden.

- 1x1x1-Filter - mit dieser Filtermaske können durch die Kombination verschiedener Featuremaps mit sehr wenig Gewichten und sehr lokal neue Informationen gewonnen werden.
- 1x1x1-Filter mit anschließendem 3x3x3-Filter (symmetric padding) - der initiale Filter soll die Anzahl an Featuremaps für den größeren Filterkern reduzieren, um Gewichte einsparen zu können. Die anschließende 3x3x3-Filterung soll lokale Features detektieren. Der Randbereich wird symmetrisch erweitert, sodass mögliche Fehlinformationen durch Mehrfachgewichtung von Daten im Randbereich in Kauf genommen werden.

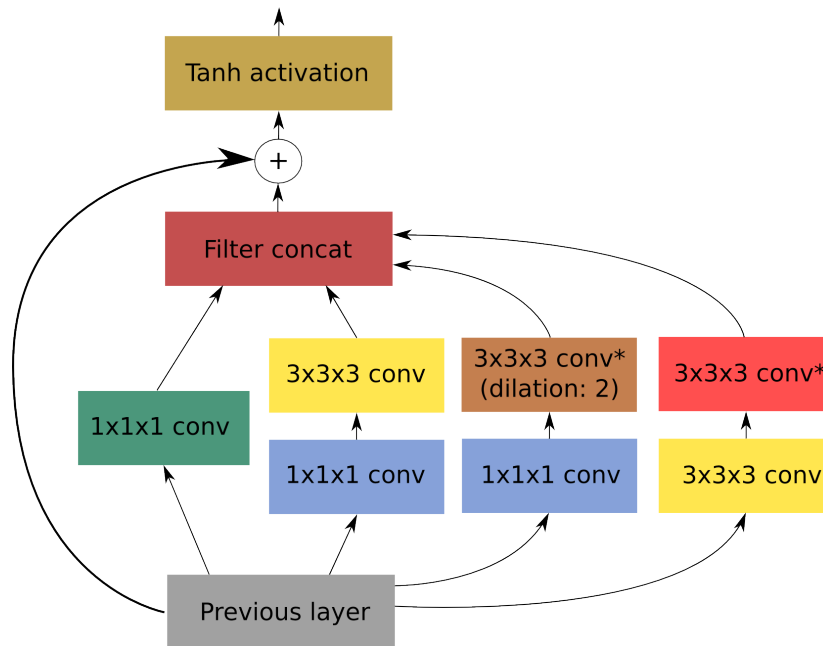


Abbildung 3.13: Aufbau Neuronales Netz Inception A. Die mit * markierten Faltungsoperationen verwenden Zero Padding, alle anderen symmetrisch.

- 1x1x1-Filter mit anschließendem 3x3x3-Filter (zero padding, dilation = 2) - auch hier wird mit dem initialen Filter die Anzahl an Featuremaps reduziert. Durch die Dilated Convolution deckt der 3x3x3-Filter ein rezeptives Feld von insgesamt 5x5x5 ab und soll somit etwas weiter gefasste Effekte erkennen. Der Randbereich wird hier mit Zero Padding erweitert, um eventuelle Auswirkungen einer Mehrfachgewichtung im Randbereich zu minimieren.
- 3x3x3-Filter (symmetric padding) mit anschließendem 3x3x3-Filter (zero padding) - ähnlich zu der vorherigen Filterung decken auch diese beiden Filter zusammen ein rezeptives Feld von 5x5x5 ab, wobei hier allerdings mehr Eingangsdaten miteinander verknüpft werden. Dadurch ist die Berechnung dieses Pfades allerdings rechenintensiver und aufwendiger. Durch den Einsatz zweier 3x3x3-Filter statt eines einzigen 5x5x5-Filters können Featuremaps zwischen den beiden Filtern noch weitere Features erlernen. Als Randbehandlung wird zum einen Symmetric, zum anderen Zero Padding verwendet, um die Vor- und Nachteile beider Ansätze gegeneinander aufzuwiegen.

Die Kombination dieser Abzweigungen zielt eher auf die Detektion lokaler Effekte und Features ab. Zur Berechnung globaler Features wird ein anderer Aufbau der Inception Layer in den hinteren Schichten des Neuronalen Netzes verwendet und ist in Abbildung 3.14 dargestellt. Der Unterschied zu den Low-Level Inception Layern besteht in einem anderen Dilationsfaktor in den 3x3x3-Filtern des Inception Moduls. So ist es möglich, 5x5x5-, 7x7x7- und 9x9x9-Filterungen mit breit gefasstem rezeptiven Feld auf nur wenige Gewichte zu reduzieren. Auf eine Reduktion der Featuremaps mittels 1x1x1-Filtern wird an dieser Stelle daher verzichtet. Um Fehlinformationen durch symmetrische

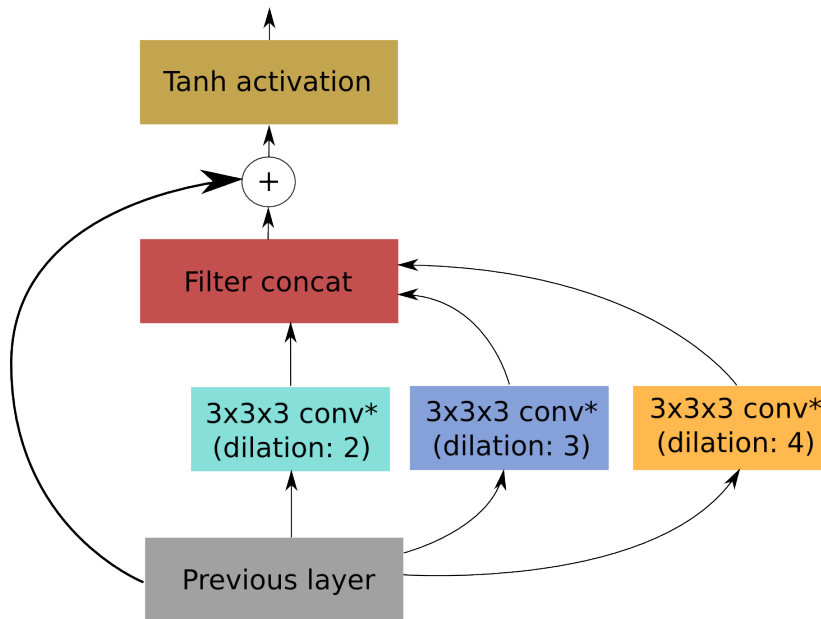


Abbildung 3.14: Aufbau Neuronales Netz Inception B. Die mit * markierten Faltungsoperationen verwenden Zero Padding, alle anderen symmetrisch.

Randbehandlung zu vermeiden, wird für die Detektion der globalen Features ausschließlich Zero Padding verwendet. Da die Filterkerne hier sehr breit gefasst sind und daher häufig den Randbereich mit einbeziehen, kann der Effekt der Verzerrung während des Trainings des Modells abgemildert werden. Der Aufbau des gesamten Neuronales Netzes ist in Abbildung 3.15 dargestellt. Insgesamt werden in dem Neuronales Netz 446.527 trainierbare Gewichte verwendet.

Als Optimierungsstrategie wird Adadelata verwendet (vgl. Zeiler [18]), um das Trainingsverfahren zu beschleunigen (zur Übersicht über verschiedene Optimierungsstrategien vgl. Ruder [19]). Auch wenn mittels einfachen Stochastic Gradient Descent (SGD) der Trainingsfehler noch weiter minimiert werden könnte, so liefert Adadelata in deutlich weniger Iterationsschritten bessere Ergebnisse. Dies ist vor allem für eine erste Aussage über die Durchführbarkeit der aktuellen Problemstellung von Vorteil.

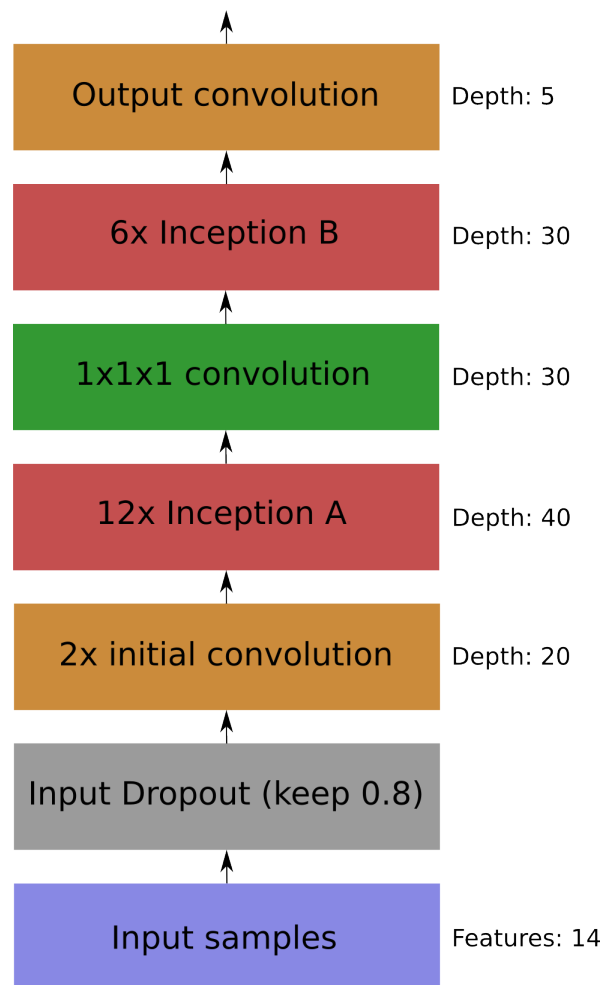


Abbildung 3.15: Aufbau des Neuronalen Netzes. Die Struktur der mit “Inception A” und “Inception B” bezeichneten Layer ist in den Abbildungen 3.13 und 3.14 beschrieben. Dieses Netz verwendet insgesamt 446.527 trainierbare Gewichte.

4 Validierung des entwickelten Modells

Die vorangegangenen Überlegungen zur Aufbereitung der Strömungsdaten und zur Analyse eines geeigneten Modells zur Strömungsvorhersage sollen nachfolgend überprüft und ausgewertet werden. Dabei wird das Neuronale Netz verwendet, welches im Abschnitt 3.2.2 beschrieben wurde (vgl. Abbildung 3.15). Als Datenbasis für Trainings- und Testmenge dient die in Abschnitt 1.5 vorgestellte Optimierung, bei der insgesamt 1000 konvergierte Member berechnet wurden, deren Strömungslösungen als CGNS Datei herausgeschrieben wurden. Im Rahmen der Optimierung wurden zwei verschiedene Betriebspunkte mit unterschiedlichem Gegendruck berechnet (nachfolgend OP0 und OP1 genannt), sodass insgesamt 2000 verschiedene Strömungslösungen zur Verfügung stehen.

Die nachfolgenden Untersuchungen in diesem Abschnitt konzentrieren sich auf einen möglichst allgemeingültigen Anwendungsfall. Es soll untersucht werden, ob eine Vorhersage durch ein Neuronales Netz für eine gegebene Strömungslösung erlernt werden kann. Dazu wird ein Neuronales Netz auf Basis der Trainingsmenge trainiert und anhand einer Testmenge mit ca. 160 Membern ausgewertet. Dabei wurden die Member zufällig in Trainings- und Testmenge eingeteilt. Es wurden insgesamt 150.000 Trainingsiterationen mit einer Batchgröße von 1 durchgeführt, wobei das Trainingsmuster in jedem Schritt zufällig aus der Trainingsmenge ausgewählt wurde.

Es wurde für jede Schaufelreihe eine eigene Bounding Box der Größe 30x30x30 erzeugt, sodass es sich hierbei um ein Mehr-Reihen-Modell handelt und das Netz die Unterscheidung zwischen Rotor und Stator treffen muss. Die lokalen Randbedingungen zwischen den Schaufelreihen der Trainingsmenge, die im Regelfall nicht in einer CGNS Datei enthalten sind, wurden aus den Berechnungen von POST entnommen, die zuvor für jeden Member durchgeführt wurden. Die Randbedingungen der Testmenge wurden zur Validierung des Modells ebenfalls mit POST berechnet, da derzeit noch kein Ansatz zum Austausch der Interfaces bei einem Mehr-Reihen-Modell umgesetzt wurde.

Das Training und die Vorhersagen erfolgen in Polarkoordinatendarstellung, um die Anzahl an nicht aktivierten Blöcken zu minimieren. Darüber hinaus wurden die Geometriekorrekturen in x -, θ - und r -Richtung sowie die Rotationsgeschwindigkeit auf Blöcke mit solider Wand beschränkt, da diese Größen physikalisch auch nur dort anliegen. Im Gegensatz dazu wurden die Randbedingungen, die standardmäßig nur am Ein- und Austritt anliegen, auf alle Blöcke einer Bounding Box erweitert. Es hat sich in vorausgegangenen Versuchen gezeigt, dass es für ein Modell enorm schwierig sein kann, die Strömungslösung an die Randbedingungen anzupassen, wenn diese nur an den Interfaces am Rand anliegen. Der genaue Ablauf der Untersuchung inklusive der Parametrisierung des Neuronalen Netzes und der Eingabedaten ist in Abbildung 4.1 dargestellt.

Es werden nachfolgend erste Untersuchungen zu der Netzwerkarchitektur durchgeführt, die zur

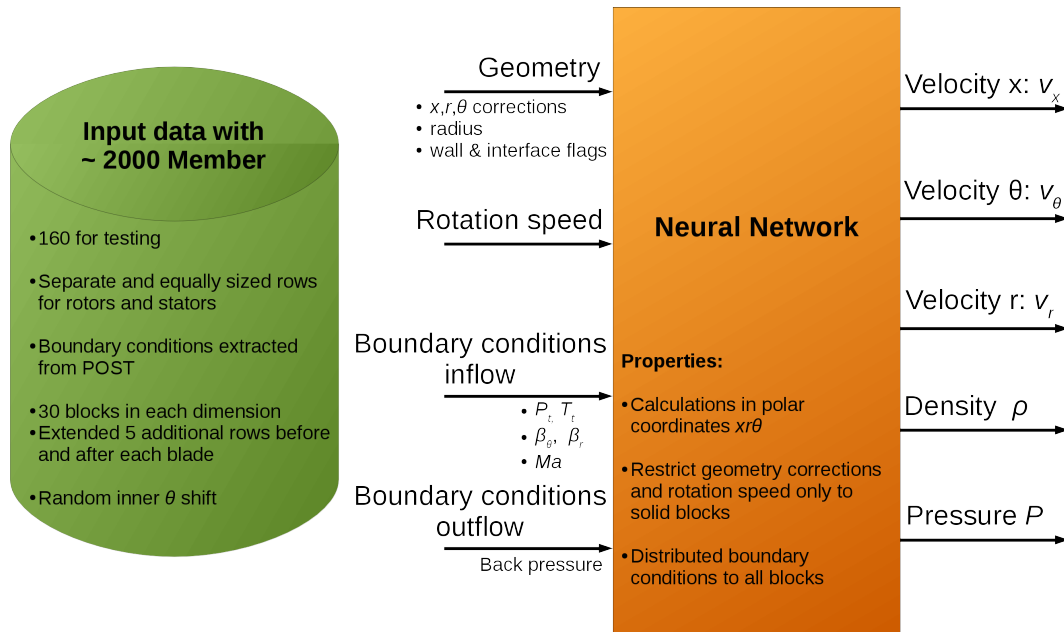


Abbildung 4.1: Beschreibung des Trainingssetup.

Vorhersage der Strömungslösungen verwendet werden soll. Des Weiteren werden verschiedene statistische Kenngrößen untersucht. Diese Kenngrößen werden für die Strömungslösungen im Bounding Box Format durchgeführt, um die Ergebnisse zwischen den Testmembern vergleichbar zu machen und eventuelle Einflüsse durch Interpolation ausschließen zu können.

Darüber hinaus wird die aerodynamische Aussagekraft des Modells untersucht, indem die Vorhersagen mit dem Tool POST bewertet und mit den entsprechenden echten Lösungen korreliert werden. Dies wird für die interpolierten Strömungslösungen im CGNS Format durchgeführt, da dieses Format für POST erforderlich ist und in der Prozesskette einer Optimierung verwendet wird.

Abschließend werden verschiedene lokale aerodynamische Strömungseffekte untersucht, die nicht direkt durch eine POST-Auswertung erfasst werden. Zu diesem Zweck werden die Vorhersagen des Modells einerseits mit den echten Lösungen verglichen. Andererseits wird untersucht, ob das Modell sensitiv auf verschiedene Betriebspunkte und Member reagiert und die Strömungseffekte dementsprechend anpasst.

4.1 Untersuchung der Netzstruktur

Für erste Untersuchungen der Netzwerkstruktur, die in Kapitel 3.2 entwickelt wurde, werden nachfolgend zwei wesentliche Elemente des Modells untersucht. Zum einen werden die Auswirkungen des Dropouts am Eingang des Netzes auf den Trainingsverlauf und den Testfehler untersucht. Zum anderen wird die Netzwerkarchitektur selbst anhand eines einfachen Faltungsnetz überprüft.

Es handelt sich hierbei jedoch um erste Untersuchungen zu den möglichen Netzwerkarchitekturen, die zur Vorhersage einer Strömungslösung eingesetzt werden können. In jedem Fall sind aber weitere Studien hierzu noch notwendig.

4.1.1 Dropout am Eingang des Neuronalen Netzes

Aufgrund von nicht aktivierten Knoten am Eingang des Neuronalen Netzes wird bereits in Abschnitt 3.2.1 beschrieben, dass ein zufälliger Dropout von Knoten am Eingang des Neuronalen Netzes zu einer Invarianz Netzes bzgl. dieser nicht aktivierten Bereiche führen könnte. Eine direkte Verbindung eines nicht aktivierten Eingangsknoten auf den entsprechenden Ausgangsknoten wäre somit nicht möglich. Zur Untersuchung wurde daher das aufgestellte Netz einerseits mit einem Dropout von 50% und andererseits mit vollständigen Daten ohne Dropout für 20.000 Iterationen trainiert. Die Trainingsfehler sind über die Anzahl an Iterationen in Abbildung 4.2 dargestellt. Zum besseren Vergleich wurde darüber hinaus von beiden Verläufen ein gleitender Mittelwert gebildet. Es ist

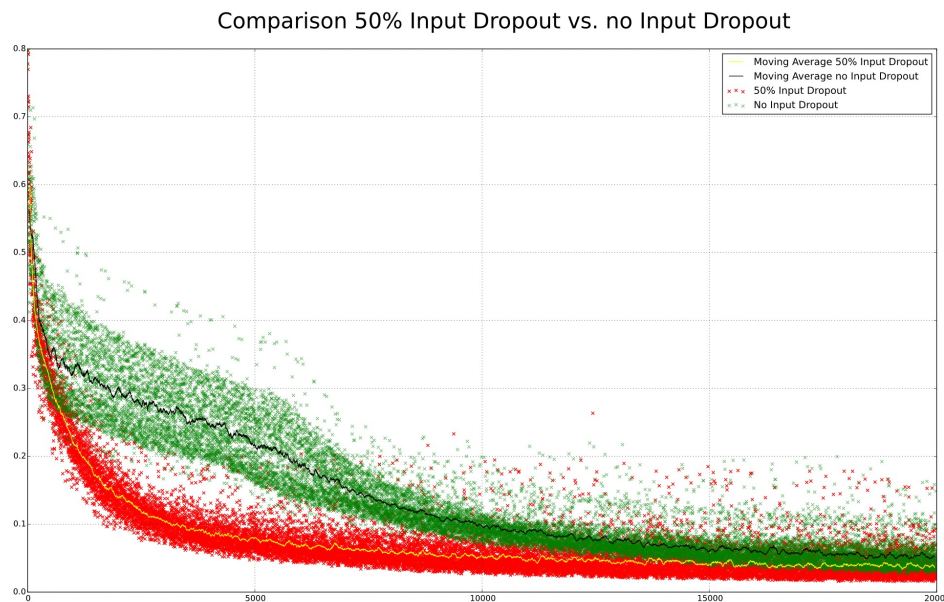


Abbildung 4.2: Vergleich der Trainingsfehler über die Anzahl an Iterationen ohne Dropout (rot) und mit Dropout (grün, 50%).

deutlich erkennbar, dass der Trainingsfehler des Netzes mit Dropout erst nach wesentlich mehr Iterationen abnimmt als der Fehler des Netzes ohne Dropout. Erst im späteren Verlauf nähern sich die mittleren Trainingsfehler auf ein ähnliches Niveau an. Der Testfehler des Netzes mit Dropout ist mit durchschnittlich 0,06 für Rotor- bzw. 0,041 für Stator-Strömungsfelder ein wenig höher als der Testfehler des Netzes ohne Dropout mit durchschnittlich 0,056 bzw. 0,027. Die erwartete Verbesserung der Performance kann somit nicht nachgewiesen werden.

Möglicherweise ist die Variation der Daten in der Trainingsmenge groß genug, um die Aktivierungslücken in den Bounding Boxen zu kompensieren. Einen Kompensationseffekt haben sicherlich auch die zufälligen Geometrievariationen (zufällige θ -Verschiebung, etc.), die bei der Konvertierung der Trainingsmenge durchgeführt wurden. Zu Beginn der Untersuchungen war eine direkte Abbildung von Eingangs- zu Ausgangsknoten beobachtbar, sodass nicht aktivierte Blöcke einen starken Einfluss auf die Strömungslösung hatten. Da dieser Effekt hier nicht mehr beobachtet werden konnte, wird für die nachfolgenden Untersuchungen der Dropout am Eingang auf 20% reduziert. Es sind allerdings noch weitere Nachforschungen notwendig, um den genauen Einfluss solcher Aktivierungslücken zu untersuchen.

4.1.2 Vergleich der Inception Residual Layer mit einfachen Faltungslayern

Zur Untersuchung der Performance der Netzwerkarchitektur wurde das Modell, welches in Abschnitt 3.2.2 beschrieben wird, mit einem einfachen Neuronalen Netz verglichen, welches die Inception Residual Layer ausschließlich durch $3 \times 3 \times 3$ -Filter ersetzt. Es wurde hierbei darauf geachtet, dass die Kapazität der Netze (Anzahl an trainierbaren Gewichten) etwa gleich ist und das rezeptive Feld des Vergleichsnetzes groß genug ist, um Bounding Boxen bis zu einer Größe von $30 \times 30 \times 30$ unter Berücksichtigung aller Strömungswechselwirkungen verarbeiten zu können. Aus diesem Grund wurde die Anzahl an Featuremaps von 40 auf 30 für das Vergleichsnetz herabgesetzt. Der Aufbau des Vergleichsnetzes ist in Abbildung 4.3 beschrieben. Das Vergleichsnetz wurde anschließend in ca.

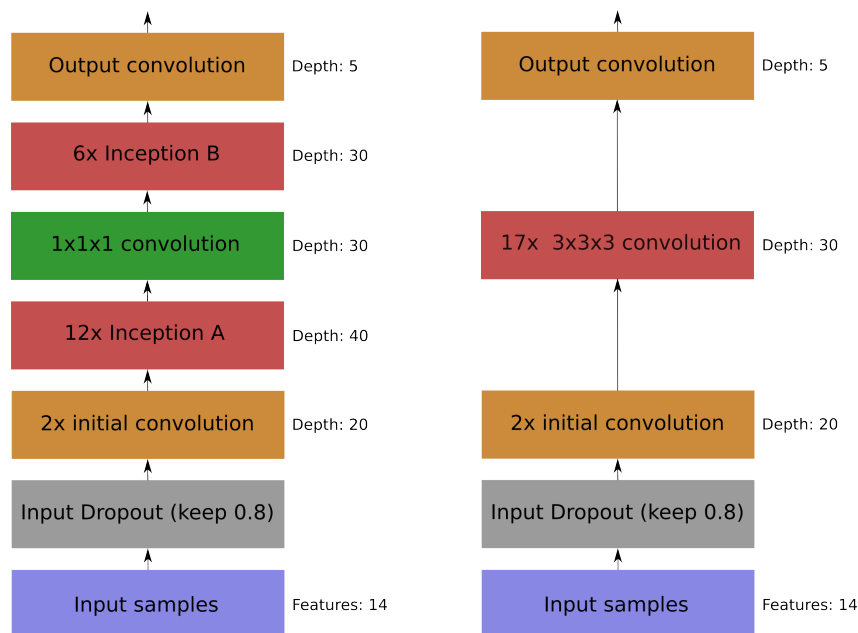


Abbildung 4.3: Inception Residual Netzwerk (links) und Vergleichsnetz (rechts). Die Layer am Ein- und Ausgang sind identisch. Die Inception Residual Layer wurden durch einfache $3 \times 3 \times 3$ -Filter mit Zero Padding ersetzt. In diesem Netz gibt es insgesamt 427.995 trainierbare Gewichte.

40.000 Iterationen mit einer Batchgröße von 1 trainiert, sodass der Trainingsverlauf vergleichbar zu dem des aufgestellten Modells ist. Da das Training des Vergleichsnetzes allerdings erst im Nachhinein erfolgte, ist ein Vergleich der Testfehler der beiden Modelle nicht möglich, da der Stand des Inception Residual Netzwerks zum Zeitpunkt von 40.000 Iterationen nicht mehr vorhanden ist. Aus diesem Grund beschränken sich die Untersuchungen auf den Vergleich der Trainingsfehler. Dieser Vergleich ist in Abbildung 4.4 dargestellt. Bei Betrachtung der gleitenden Mittelwerte beider

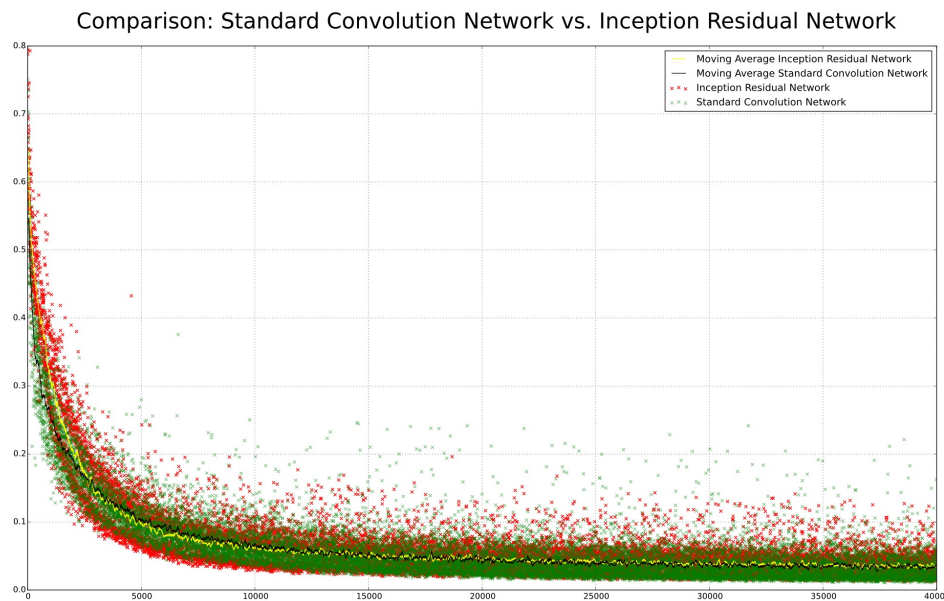


Abbildung 4.4: Vergleich der Trainingsfehler des aufgestellten Inception Residual Netzwerks (rot) und einem Vergleichsnetz mit 17 Convolution Layer (grün).

Trainingsfehler wird deutlich, dass die Performance beider Modelle auf dem gleichen Niveau liegt. Während der Trainingsfehler des Vergleichsnetzes anfänglich noch stärker sinkt, kehrt sich dieser Effekt ab ca. 2.000 Iterationen um. Langfristig erreichen beide Modelle die gleiche Performance. Die Streuung des Inception Residual Netzwerks ist jedoch geringer.

Das Vergleichsnetz erreicht ein rezeptives Feld von 43 Blöcken in jede Richtung und ist für diesen Anwendungsfall daher ausreichend. Zum Vergleich: das Inception Residual Netzwerk erreicht mit der gleichen Anzahl an Layern und trainierbaren Gewichten ein rezeptives Feld von 105. Werden Bounding Boxen mit dieser Größe verarbeitet, so wären bei einem einfachen Faltungsnetz mit 30 Featuremaps insgesamt 52 Layer mit über 1.200.000 Gewichten notwendig. Dies entspricht fast der dreifachen Größe gegenüber der Anzahl an Gewichten des Inception Residual Netzwerks.

Somit können auch Strömungslösungen mit größeren Bounding Boxen mit dem gleichen Modell trainiert werden, ohne die Anzahl an Gewichten und somit den Trainingsaufwand nennenswert erhöhen zu müssen. Ob die Kapazität des Netzes für große Bounding Boxen allerdings noch

ausreicht und alle Strömungseffekte damit abgebildet werden können, muss noch weiter untersucht werden.

Zusammenfassung der Untersuchungen zur Netzstruktur

Zunächst wurde der Einfluss des verwendeten Dropouts am Eingang des Netzwerks im Vergleich zum Standardfall untersucht. Zu diesem Zweck wurden zwei Netze mit und ohne Dropout am Eingang trainiert und miteinander verglichen. Der erhoffte Effekt der Invarianz der Strömungslösung von nicht aktivierten Knoten am Eingang durch die Verwendung des Dropouts konnte nicht nachgewiesen werden. Es konnte beobachtet werden, dass das Modell auch ohne die Verwendung des Dropouts invariant gegenüber nicht aktivierten Knoten am Eingang ist. Dies ist möglicherweise auf die Variationen der Strömungslösungen in der Trainingsmenge zurückzuführen, sodass nicht aktivierte Bereiche gut kompensiert werden konnten. Dies bedarf in jedem Fall weiterer Untersuchungen.

In einem zweiten Schritt wurde das in Abschnitt 3.2.2 aufgestellte Modell mit einem einfachen Faltungsnetz im Hinblick auf den Verlauf des Trainingsfehlers verglichen. Es konnte hier ein sehr ähnlicher Trainingsverlauf beider Netzwerkarchitekturen beobachtet werden, wobei die Streuung des einfachen Faltungsnetzes höher ist. Ein Vergleich der rezeptiven Felder und der Anzahl an trainierbaren Gewichten beider Netze zeigt aber weiteres Potential der aufgestellten Netzwerkarchitektur für die Vorhersage von Strömungslösungen auf.

4.2 Statistische Kenngrößen

Mithilfe von statistischen Größen können verschiedene Eigenschaften der Vorhersage im Vergleich zu den echten Strömungslösungen untersucht werden. Dies wird für die Lösungen im Bounding Box Format durchgeführt, um Aussagen über die Modellgüte treffen zu können, ohne dass diese durch Interpolationseffekte verfälscht werden. Es wird hierbei einerseits zwischen den beiden berechneten Betriebspunkten OP0 und OP1 unterschieden. Andererseits erfolgt eine Unterscheidung der Ergebnisse für Rotor und Stator separat, da beide Strömungsfelder grundverschieden sind und eine Zusammenlegung keine große statistische Aussagekraft hat.

Sei im Nachfolgenden X die Menge aller Vorhersagen und Y die dazugehörige Menge aller echten Lösungen mit n Mitgliedern, m Blöcken pro Member und l Strömungsgrößen pro Block, sodass $X, Y \in \mathbb{R}^{n \times m \times l}$. Da die Größe der Bounding Boxes in jede Dimension 30 beträgt und jeder Member aus zwei Strömungsfeldern (Rotor/Stator) besteht, gibt es insgesamt 54.000 Blöcke pro Member. Die Anzahl an Strömungsgrößen beträgt 5. Die Strömungsgrößen jedes Members sind dabei standardisiert. Die Standardisierung erfolgt hier grundsätzlich mit den Mittelwerten $\mu_{Y,k}$

Tabelle 4.1: Mittelwerte $\mu_{Y,k}$ und Standardabweichungen $\sigma_{Y,k}$ der Strömungsgrößen.

Strömungsgröße	$\mu_{Y,k}$	$\sigma_{Y,k}$
x -Geschwindigkeit $v_x \left[\frac{\text{m}}{\text{s}}\right]$	124,69	73,52
θ -Geschwindigkeit $v_\theta \left[\frac{\text{rad}}{\text{s}}\right]$	-50,58	59,65
radiale Geschwindigkeit $v_r \left[\frac{\text{m}}{\text{s}}\right]$	12,92	15,09
Dichte $\rho \left[\frac{\text{kg}}{\text{m}^3}\right]$	0,416	0,22
Druck $P \text{ [Pa]}$	30210,39	16241,2

und Standardabweichungen $\sigma_{Y,k}$ für jede Strömungsgröße k separat, sodass $\mu_{Y,k}, \sigma_{Y,k} \in \mathbb{R}^5$. Die Momente der Trainingsmenge Y , die in Tabelle 4.1 dargestellt sind, wurden vor dem Training ermittelt und gelten sowohl für X als auch für Y .

Aus allen Membern wird eine mittlere Vorhersage \bar{X} und \bar{Y} berechnet. Hierbei wird die mittlere Lösung für jeden Block für jede Strömungsgröße separat bestimmt, sodass die ursprüngliche Blockstruktur für \bar{X} und \bar{Y} erhalten bleibt. Sei nun $L(A, B)$ die mittlere quadratische Abweichung zweier beliebiger Member A und B mit

$$L(A, B) = \frac{1}{m \cdot l} \sum_{j=1}^m \sum_{k=1}^l (\tilde{A}_{kj} - \tilde{B}_{kj})^2 \quad (4.1)$$

und die Funktion $\ell(A, B)$ als die absolute mittlere Abweichung mit

$$\ell(A, B) = \sqrt{L(A, B)}, \quad (4.2)$$

wobei \tilde{A} und \tilde{B} die standardisierten Member A und B sind.

4.2.1 Streuung der echten Lösungen gegenüber den Vorhersagen

Es soll nun untersucht werden, ob das Modell auf unterschiedliche Eingangsdaten ähnlich sensitiv wie die CFD Simulation reagiert oder tendenziell eher eine mittlere Lösung gelernt wird. Zu diesem Zweck wird die mittlere Abweichung aller vorhergesagten Lösungen X von deren mittleren Lösung \bar{X} mit

$$\bar{\ell}(X, \bar{X}) = \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n L(X_i, \bar{X})} \quad (4.3)$$

ermittelt. Zum Vergleich wird dies für alle echten Lösungen Y wiederholt. So kann untersucht werden, wie stark die Strömungslösungen X und Y im Vergleich zueinander um deren mittleren Lösung streuen. Das Ergebnis ist als Balkendiagramm in Abbildung 4.5 dargestellt, wobei die Abweichung vom Mittelwert in Prozent von der mittleren Standardabweichung über alle Strömungsgrößen k mit σ_Y angegeben ist. Aus den Daten geht hervor, dass die Abweichungen der Vorhersage von deren

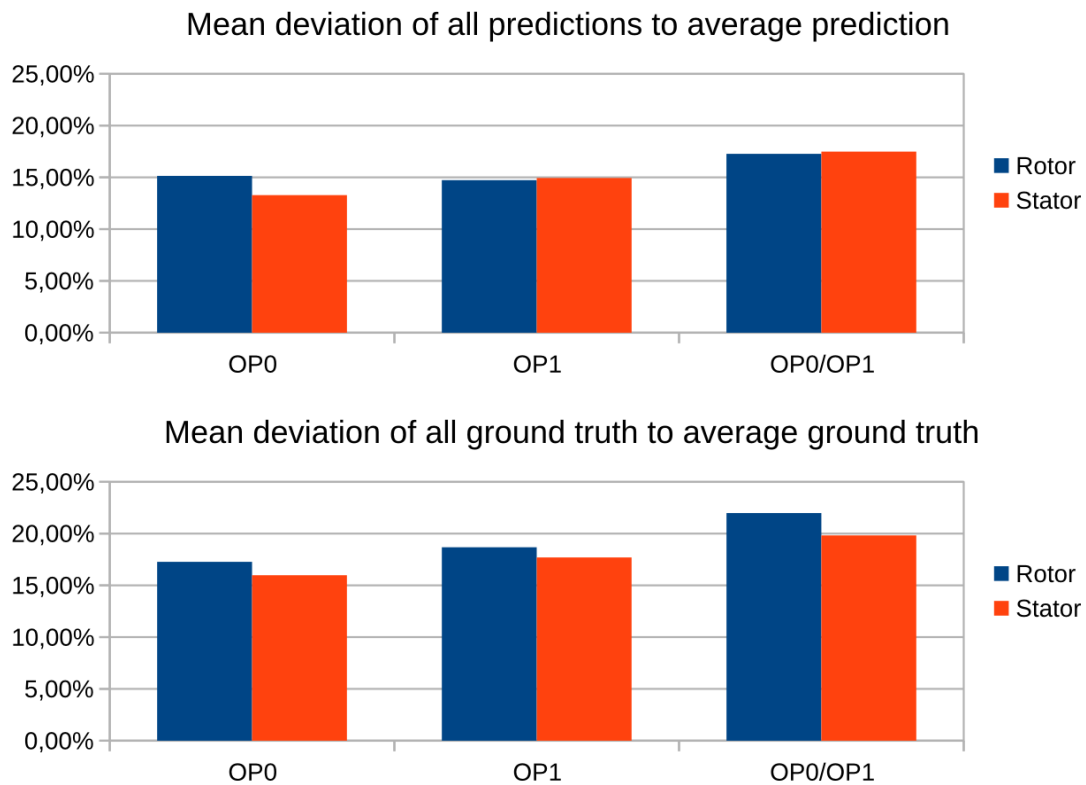


Abbildung 4.5: Mittlere Abweichung $\bar{\ell}$ aller Lösungen von deren mittleren Lösung aufgeteilt nach Rotor und Stator. Die Abweichung ist als Prozent von σ_Y angegeben und beschreibt die durchschnittliche Streuung der Strömungslösungen für OP0, OP1 und für beide zusammen.

Oben: Abweichungen der vorhergesagten Strömungslösungen

Unten: Abweichungen der echten Strömungslösungen.

mittleren Lösung nur geringfügig unter dem Wert der echten Lösung liegt. Das bedeutet, dass die vorhergesagten Strömungen sich in einem ähnlichen Maße von der mittleren Lösung unterscheiden wie die tatsächlichen Strömungslösungen. Somit kann ausgeschlossen werden, dass das Modell lediglich einen Mittelwert aus allen Membranen aus Y erlernt hat, sondern auf unterschiedliche Eingangsdaten reagiert. Auch die unterschiedlichen Ausprägungen der Abweichungen zwischen Rotor und Stator und OP0 und OP1 sind als Tendenz erkennbar, wobei die Unterschiede der Abweichungen bei OP1 größer sind als bei OP0. Das Strömungsfeld des Rotors weist hier eine höhere Varianz auf im Vergleich zu dem des Stators.

4.2.2 Abweichung der durchschnittlichen Lösungen

Es soll nun die Abweichung der mittleren Strömungslösungen von Vorhersage und echten Werten $\ell(\bar{X}, \bar{Y})$ verglichen werden, um eine Erwartungswertverschiebung der Vorhersagen im Vergleich zu den echten Lösungen zu identifizieren. Dies ist in Abbildung 4.6 dargestellt. Es zeigt sich hier,

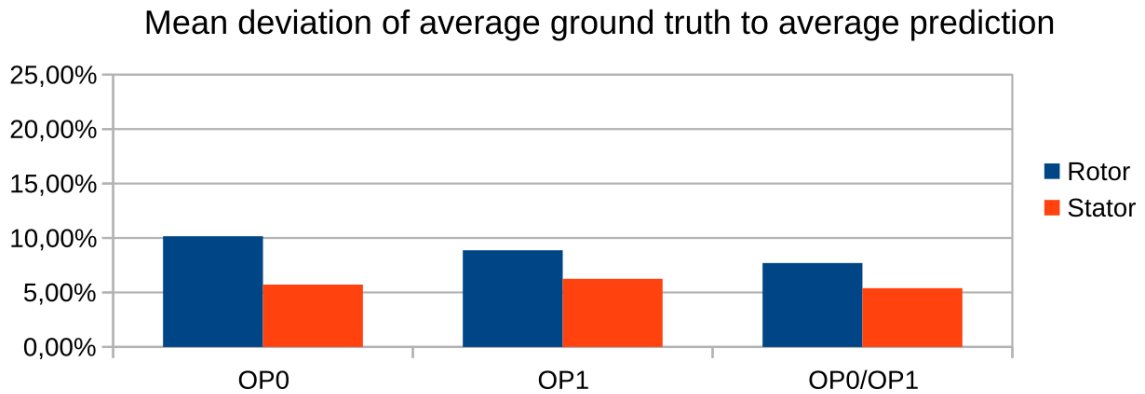


Abbildung 4.6: Abweichung ℓ der mittleren vorhergesagten Lösung \bar{X} von der mittleren echten Lösung \bar{Y} aufgeteilt nach Rotor und Stator. Die Abweichung ist als Prozent von σ_Y angegeben.

dass das Niveau der Vorhersage sich zu dem Niveau der echten Strömungslösung unterscheidet, wenn auch geringfügig. Der Unterschied fällt beim Rotor wesentlich höher aus als beim Stator, insbesondere bei OP0. Bereits zuvor konnte schon festgestellt werden, dass die Varianz der Daten beim Strömungsfeld des Rotors grundsätzlich höher ist. Dies führt hier zu einem höheren allgemeinen Fehler. Die Betrachtung der Abweichung für beide Betriebspunkte zusammen ergibt einen niedrigeren Wert als die Abweichung für beide Betriebspunkte separat. Dies ist ein Hinweis darauf, dass das Modell eher dazu tendiert, Vorhersagen im Niveau zwischen den beiden Betriebspunkten zu treffen.

4.2.3 Mittlerer Vorhersagefehler

Ein grundsätzliches Kriterium zur Bewertung des Modells stellt die Betrachtung des durchschnittlichen Vorhersagefehlers der Testmenge dar. Dazu wird der Mittelwert über die quadratischen Abweichungen zwischen allen n Vorhersagen X und allen dazugehörigen echten Lösungen Y gebildet. Dies entspricht der Fehlerfunktion, die zum Training des Modells benutzt wird. Der Verlauf des Trainingsfehlers ist in Abbildung 4.7 über die Anzahl der Iterationen dargestellt. Um den Fehler im Bezug auf die echten physikalischen Größen besser bewerten zu können, wird von diesem Fehler die Quadratwurzel gebildet, sodass sich die mittlere Abweichung $\bar{\ell}$ nach der Gleichung

$$\bar{\ell}(X, Y) = \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n L(X_i, Y_i)} \quad (4.4)$$

ergibt. Der durchschnittliche Vorhersagefehler ist in Abbildung 4.8 für Rotor/Stator und OP0/OP1 im Vergleich dargestellt. Es ist deutlich erkennbar, dass der Vorhersagefehler für die Betriebspunkte nahezu gleich ist, während der Fehler bei der Vorhersage der Stator-Strömungsfelder im Schnitt

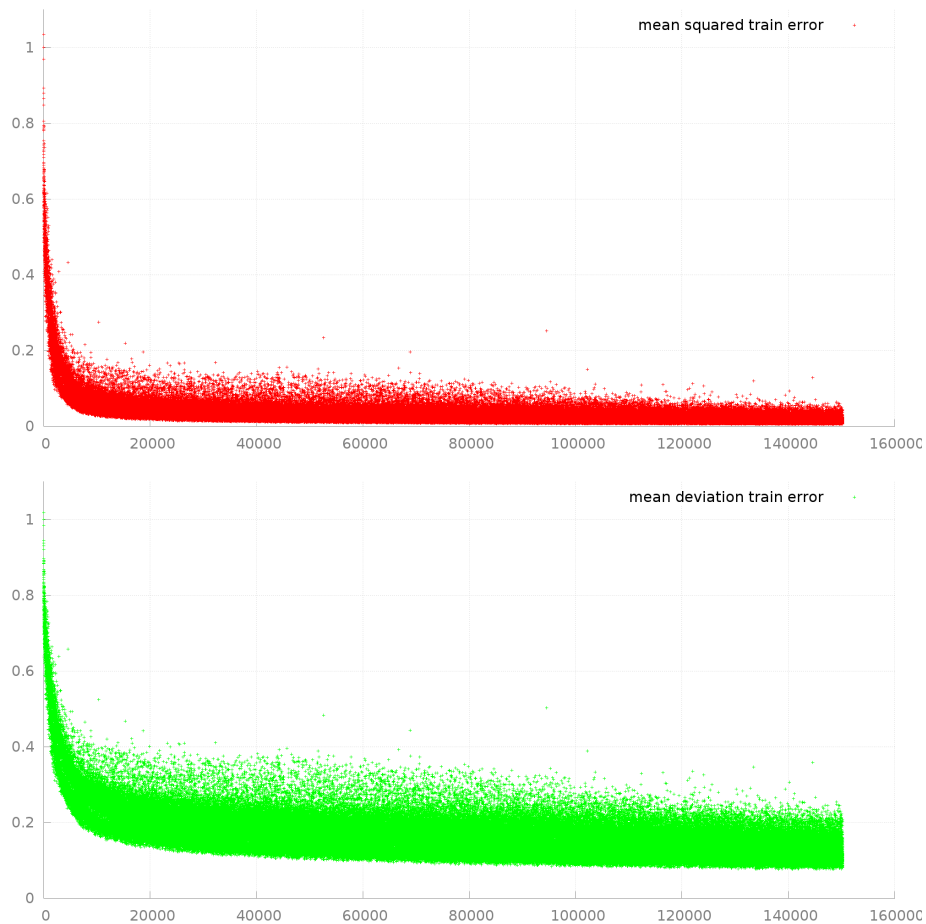


Abbildung 4.7: Verlauf des Trainingsfehlers über die Iterationen. In jedem Iterationsschritt wurde das Modell anhand eines zufällig ausgewählten Members trainiert.
Oben: mittlerer quadratischer Fehler \bar{L} .
Unten: mittlere Abweichung $\bar{\ell}$ der Strömungsgrößen in Abhängigkeit von σ_Y .

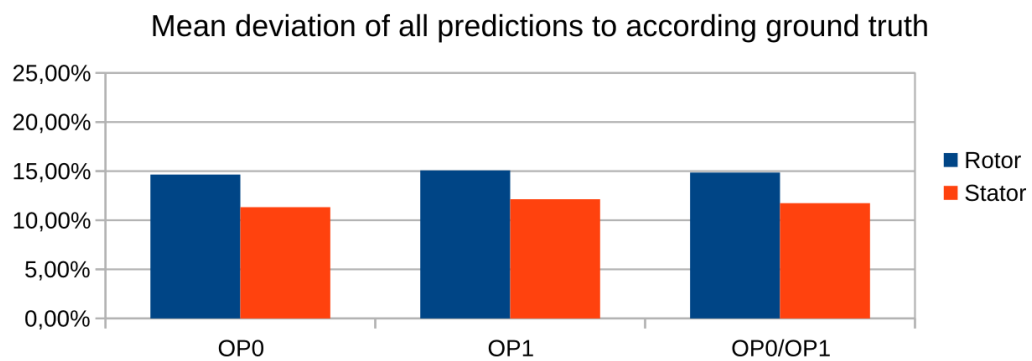


Abbildung 4.8: Mittlere Abweichung $\bar{\ell}$ der vorhergesagten Lösungen X von den echten Lösungen Y aufgeteilt nach Rotor und Stator. Die Abweichung ist als Prozent von σ_Y angegeben.

deutlich geringer ausfällt als bei den Strömungsfeldern der Rotoren. Diese Beobachtungen sind konsistent mit den bisherigen Erkenntnissen über das Modell. Der durchschnittliche Vorhersagefehler liegt hier bei etwas unter 15% von der mittleren Standardnormalverteilung σ_Y . Dies entspricht einem sehr niedrigen quadratischen Testfehler von ca. 0.0225. Aber zum Vergleich: eine Abweichung von ca. 15% von σ_Y bedeutet für die tatsächlichen physikalischen Größen Abweichungen von $\Delta v_x = 11,03 \frac{\text{m}}{\text{s}}$, $\Delta v_\theta = 8,95 \frac{\text{rad}}{\text{s}}$, $\Delta v_r = 2,26 \frac{\text{m}}{\text{s}}$, $\Delta \rho = 0,033 \frac{\text{kg}}{\text{m}^3}$ und $\Delta P = 2436,18 \text{ Pa}$. Aus aerodynamischer Sicht ist dieser Fehler vor allem für den Druck sehr hoch.

Eine Aufteilung des durchschnittlichen Fehlers nach jeder Strömungsgröße k als $\bar{\ell}_k$ kann weitere Erkenntnisse über die aerodynamische Güte des Modells liefern. Dies ist in Abbildung 4.9 dargestellt. Deutlich erkennbar ist hier, dass die durchschnittliche Abweichung der Vorhersage der

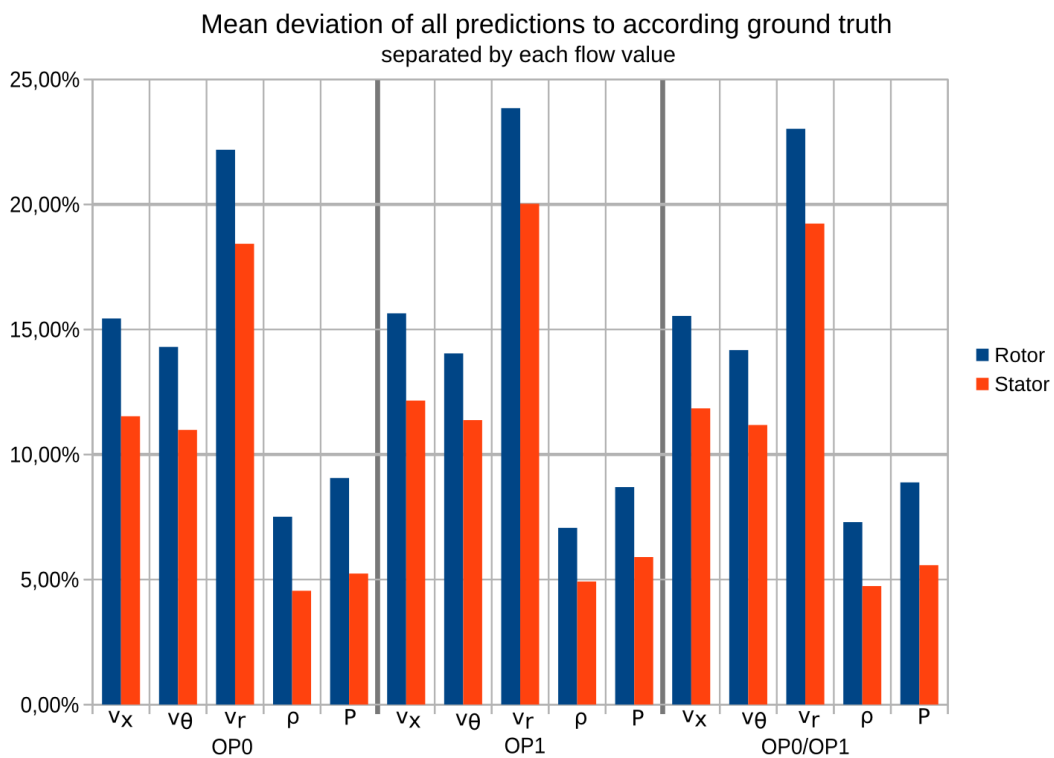


Abbildung 4.9: Mittlere Abweichung $\bar{\ell}_k$ der vorhergesagten Lösungen X von den echten Lösungen Y aufgeteilt nach Rotor und Stator für jede Strömungsgröße k separat. Die Abweichung ist als Prozent von $\sigma_{Y,k}$ angegeben.

Strömungsgeschwindigkeiten \vec{v} wesentlich höher ausfällt als die Abweichungen für Druck P und Dichte ρ . Insbesondere der Vorhersagefehler der radialen Geschwindigkeiten liegt deutlich höher im Vergleich zu den übrigen Größen. Es muss noch untersucht werden, welche Ursache diesen Effekten zugrunde liegt. Werden nun die durchschnittlichen Abweichungen der physikalischen Größen einzeln betrachtet, so ergeben sich für die Strömungsvorhersagen des Rotors Unterschiede von $\Delta v_x = 11,42 \frac{\text{m}}{\text{s}}$, $\Delta v_\theta = 8,45 \frac{\text{rad}}{\text{s}}$, $\Delta v_r = 3,47 \frac{\text{m}}{\text{s}}$, $\Delta \rho = 0,016 \frac{\text{kg}}{\text{m}^3}$ und $\Delta P = 1442,49 \text{ Pa}$.

Die Abweichungen der Strömungsgrößen von den echten Lösungen im Stator fallen noch geringer aus mit $\Delta v_x = 8,71 \frac{\text{m}}{\text{s}}$, $\Delta v_\theta = 6,67 \frac{\text{rad}}{\text{s}}$, $\Delta v_r = 2,9 \frac{\text{m}}{\text{s}}$, $\Delta \rho = 0,01 \frac{\text{kg}}{\text{m}^3}$ und $\Delta P = 905,16 \text{ Pa}$. Es ist erkennbar, dass vor allem die durchschnittlichen Abweichungen im Druck P deutlich niedriger liegen im Vergleich zum durchschnittlichen Fehler über alle Strömungsgrößen. Dies ist vor allem für aerodynamische Kenngrößen wie dem Wirkungsgrad vorteilhaft. Diese Kenngrößen werden in Abschnitt 4.3 näher untersucht.

4.2.4 Korrelation

Ein weiteres Maß zur Bewertung der Güte eines Modells ist die Berechnung der Korrelation zwischen vorhergesagten und tatsächlichen Strömungsgrößen. Dies dient zur Überprüfung von Tendenzen in den Strömungslösungen und deren Wiedergabe durch das Modell. So soll bspw. überprüft werden, ob der Druck in einer Region des Strömungsfeldes durch das Modell etwa auf dem selben Niveau vorhergesagt wird wie die Strömungslösung, oder ob ein Druckabfall in einer Region prognostiziert wird, in der dies üblicherweise nicht auftritt.

Eine eventuelle Erwartungswertverschiebung, die durch ein Modell auftreten kann, könnte diese Kenngröße verfälschen, da solche Tendenzen nicht richtig abgebildet werden könnten. Aus diesem Grund werden zur Berechnung der Korrelation nicht die vormals verwendeten Momente μ_Y und σ_Y zur Standardisierung eingesetzt. Stattdessen werden für die vorhergesagten und die echten Strömungslösungen separat Mittelwerte μ'_X und μ'_Y in jedem Block gebildet, sodass $\mu'_X, \mu'_Y \in \mathbb{R}^{m \times l}$ mit

$$\mu'_{X,kj} = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n X_{kji} \quad (4.5)$$

für jeden Block j und jede Strömungsgröße k berechnet werden. Die Berechnung von μ'_Y erfolgt analog dazu. Die Standardabweichungen werden im Gegensatz zu den beiden Mittelwerten für X und Y nicht für jede Blockzelle j und für jede Strömungsgröße k einzeln gebildet. Dies würde dazu führen, dass Blockzellen mit nur sehr kleiner Varianz in der Strömung einen genauso großen Einfluss auf die Korrelation nehmen können wie Blockzellen mit großer Varianz. Aus diesem Grund wird die Standardabweichung über die Varianz für alle Blockzellen m nach Strömungsgrößen k in der Form

$$\text{Var}_k[X] = \frac{1}{n \cdot m} \sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^m (X_{kji} - \bar{X}_{kji})^2 \quad (4.6)$$

gebildet, sodass sich die Standardabweichung $\sigma'_{X,k}$ aus $\sqrt{\text{Var}_k[X]}$ ergibt. Dies gilt analog für Y , sodass $\sigma'_{X,k}, \sigma'_{Y,k} \in \mathbb{R}^{1 \times l}$. Mit den so normierten Vorhersagen \tilde{X} und echten Lösungen \tilde{Y} lässt sich die Korrelation $\text{Cov}(\tilde{X}, \tilde{Y})$ über alle Member m berechnen. Das Ergebnis dieser Berechnung ist aufgeteilt nach Rotor und Stator für die beiden Betriebspunkte OP0 und OP1 in Abbildung 4.10

dargestellt. Für jeden Betriebspunkt separat betrachtet, liegt die Korrelation im Schnitt bei 0,7, für

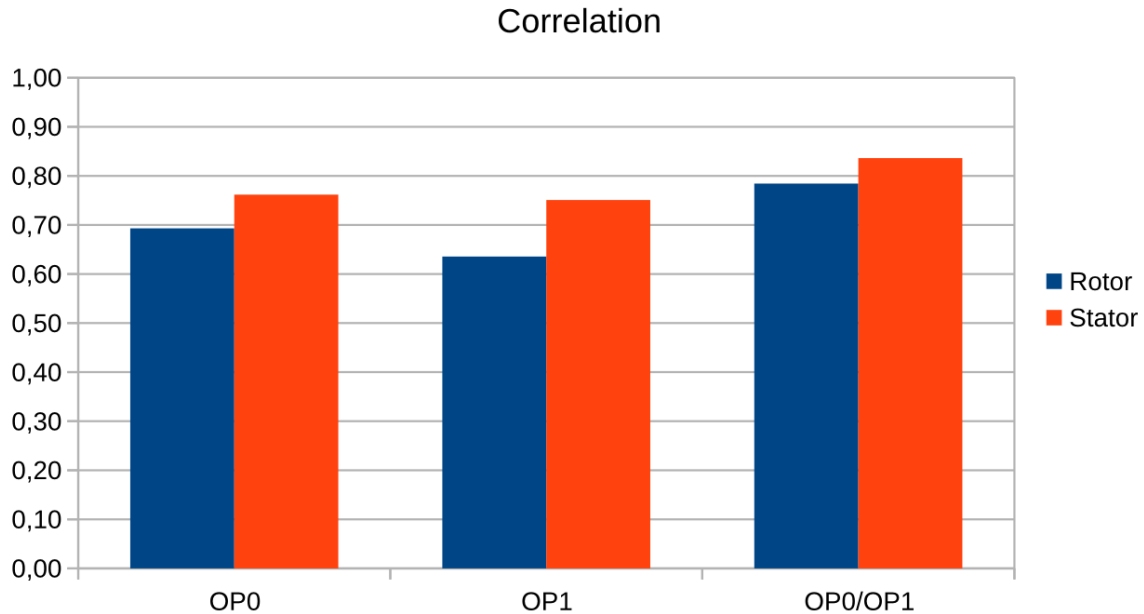


Abbildung 4.10: Korrelationskoeffizienten zwischen allen standardisierten Vorhersagen \tilde{X} und tatsächlichen Lösungen \tilde{Y} aufgeteilt nach Rotor und Stator.

das Strömungsfeld um den Stator sogar etwas höher. Dies zeigt, dass grundsätzliche Tendenzen in den Strömungsfeldern korrekt wiedergegeben werden, auch wenn hier noch Verbesserungsbedarf besteht. Es fällt auf, dass der Korrelationskoeffizient bei der Betrachtung beider Betriebspunkte zusammen höher liegt als für jeden Betriebspunkt separat. Dies ist konsistent mit den vorangegangenen Erkenntnissen, wonach das Modell eine leichte Tendenz zur Mittelung der beiden Betriebspunkte aufweist, da hier von dem Mittelwert beider Betriebspunkte ausgegangen wird.

Zusammenfassung der statistischen Kenngrößen

Es konnte für das antrainierte Modell für Rotor- und Stator-Strömungsfelder getrennt festgestellt werden, dass es einerseits sensitiv auf verschiedene Eingangsdaten reagiert und andererseits eine Unterscheidung zwischen den unterschiedlichen Strömungsfeldern der Betriebspunkte OP0 und OP1 trifft, welche in der Trainingsmenge enthalten sind. So konnte ausgeschlossen werden, dass das Modell lediglich eine mittlere Lösung aus der Trainingsmenge erlernt, auch wenn eine Tendenz zur Vorhersage einer mittleren Lösung zwischen den Betriebspunkten erkennbar ist. Generell ist eine leichte Niveauverschiebung des Modells von ca. 10% bei Rotor- bzw. ca. 5% bei Stator-Strömungsfeldern erkennbar. Es konnte darüber hinaus festgestellt werden, dass die Streuung der vorhergesagten Lösungen um ihren

Mittelwert herum nur unwesentlich geringer ist als die der echten Strömungslösungen. Darüber hinaus konnte eine Korrelation der Vorhersagen zu den echten Strömungslösungen festgestellt werden. Dies weist daraufhin, dass sich die echten Strömungslösungen wesentlich voneinander unterscheiden und diese Unterschiede von dem Modell tendenziell gut wiedergegeben werden können.

Es wurde der mittlere Vorhersagefehler aller Vorhersagen zu den entsprechenden echten Strömungsfeldern bestimmt, um eine allgemeine Abschätzung der Modellgüte vornehmen zu können. Hier konnte für Rotor-Strömungsfelder ein Fehler von ca. 15% und für Stator-Strömungsfelder ein Fehler von ca. 12% festgestellt werden. Dies entspricht einem mittleren quadratischen Fehler von 0,022 bzw. 0,014 und ist aus Sicht des Testfehlers bereits sehr niedrig. Aus aerodynamischer Sicht aber hat dieser Fehler bereits große Auswirkungen auf zahlreiche Kenngrößen. Wird der Testfehler für jede Strömungsgröße k separat berechnet, so zeigt sich, dass insbesondere die Strömungsgeschwindigkeiten \vec{v} einen maßgeblichen Anteil an dem mittleren Vorhersagefehler ausmachen, während der Fehler für den Druck P und die Dichte ρ im Vergleich dazu niedriger ausfällt. Weshalb der Vorhersagefehler für die Geschwindigkeitskomponenten \vec{v} höher ist als für P und ρ konnte hier nicht festgestellt werden.

4.3 Aerodynamische Kenngrößen

Bei der aerodynamischen Auswertung liegt der Fokus in der Regel auf den Größen Totaldruck P_t , Totaltemperatur T_t und der Wirkungsgrad η_t der der zu untersuchenden Bauteile. Da der Wirkungsgrad durch das Verhältnis der beiden Totalgrößen zwischen Ein- und Austritt bestimmt wird, werden nachfolgend das Druck- und Temperaturverhältnis mit $P_{t,rel}$ bzw. $T_{t,rel}$ sowie der Wirkungsgrad η_t selbst untersucht und deren Abweichungen und Korrelationen mit den echten Daten verglichen. Diese Größen wurden durch das Auswertetool POST bestimmt.

Zunächst wurden diesen Größen für die echten Strömungslösungen des Testdatensatzes bestimmt. Anschließend wurden die Vorhersagen mittels des trainierten Modells getroffen und für die Interpolationsverfahren "simple" (Übernahme der Werte ohne jegliche Interpolation), IDW und Gauß in das CGNS Format zurück überführt (nachfolgend als "Prediction Simple", "Prediction IDW" und "Prediction Gauß" bezeichnet). Für diese drei vorhergesagten Lösungen wurde daraufhin eine aerodynamische Auswertung durchgeführt. Um nur den Fehler durch das Subsampling vom CGNS Format in eine Bounding Box zu ermitteln, wurde darüber hinaus die echte Strömungslösung in eine Bounding Box überführt und anschließend mittels "simple" Interpolation wieder zurück in das CGNS Format geschrieben (nachfolgenden als "GT simple" bezeichnet). Die Interpolationsmethoden IDW und Gauß wurden bei der Untersuchung des Subsampling Fehlers außen vor gelassen, da

allein durch den Einfluss von nicht aktivierten Blöcken auf umliegende Blöcke bei der Interpolation ein großer Fehler an den Interfaces beobachtet werden konnte.

Die Abbildung 4.11 zeigt die Datenverteilung des vorhergesagten Totaldruckverhältnis für alle Testmember im Vergleich zu den echten Strömungswerten. Die Abbildung 4.12 zeigt zu dieser Datenverteilung zum einen die Korrelation des Druckverhältnisses für alle vier CGNS Lösungen zu der echten Lösung und zum anderen deren durchschnittliche Abweichung.

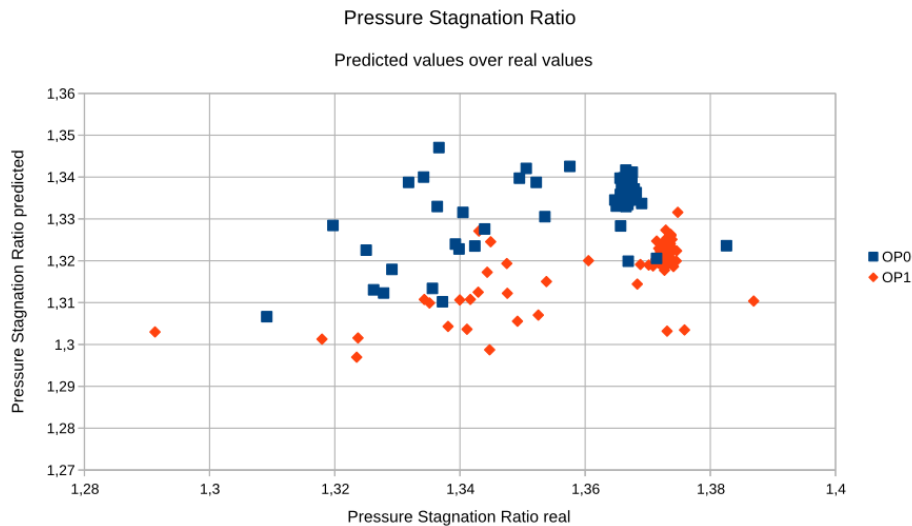


Abbildung 4.11: Datenverteilung des Totaldruckverhältnis der vorhergesagten über den echten Größen ("simple").

Es kann für das Druckverhältnis beobachtet werden, dass der Fehler durch Subsampling nur minimal ist. Des Weiteren kann eine Korrelation bei der Vorhersage für die einzelnen Betriebspunkte separat zwischen 0,5 und 0,7 beobachtet werden, während die Korrelation für beide Betriebspunkte zusammen betrachtet lediglich bei unter 0,4 liegt. Dies deutet darauf hin, dass gewisse Entwicklungen im Rahmen eines Betriebspunktes abgebildet werden können, allerdings nicht für beide Betriebspunkte zusammen. Durch den Einsatz von IDW-Interpolation kann die Korrelation etwas gesteigert werden, allerdings steigt dadurch auch der durchschnittliche Fehler.

Abbildung 4.13 zeigt die Datenverteilung des vorhergesagten Totaltemperaturverhältnis für alle Testmember über den echten Strömungsgrößen, während in Abbildung 4.14 die entsprechenden Korrelationen und mittleren Fehler bzgl. der echten Lösungen dargestellt sind. Im Gegensatz zu den Beobachtungen des Druckverhältnisses kann bei dem Temperaturverhältnis sowohl für beide Betriebspunkte separat als auch gemeinsam eine leicht negative Korrelation festgestellt werden. Dieser Fehler kann nicht durch das Subsampling erklärt werden, da hier der Korrelationskoeffizient nahezu bei 1 liegt.

Die Berechnungen der Totaltemperatur T_t basieren auf der Geschwindigkeit, der Dichte und dem

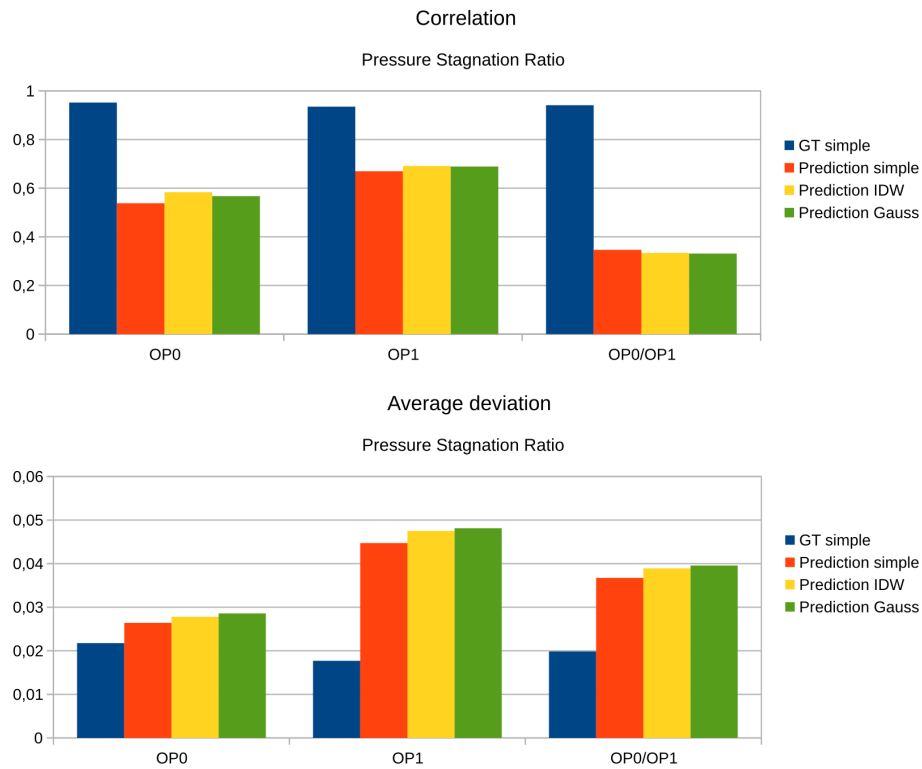


Abbildung 4.12: Korrelation und mittlere Abweichung Totaldruckverhältnis $P_{t,rel}$.

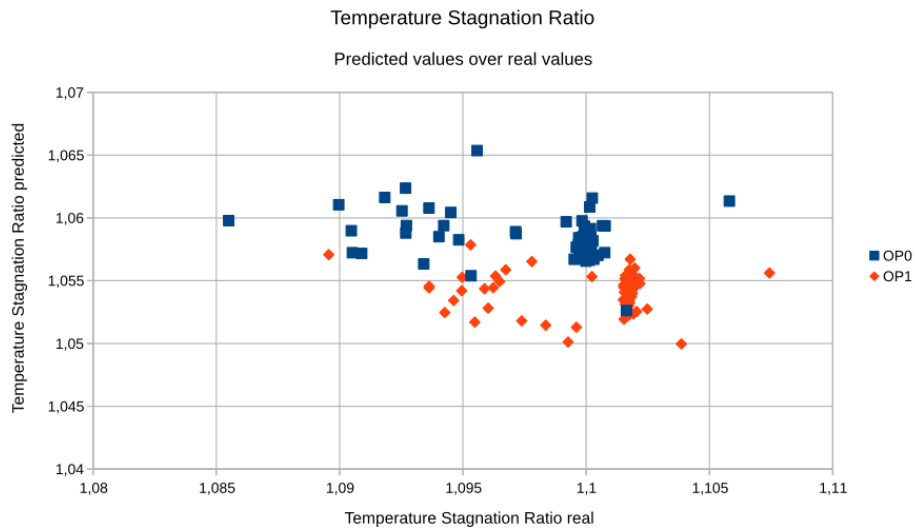


Abbildung 4.13: Datenverteilung des Totaltemperaturverhältnis der vorhergesagten über den echten Größen ("simple").

Druck (vgl. Kapitel 2, Gleichung 2.5). Die große Unsicherheit des Totaltemperaturverhältnis im Vergleich zum Totaldruckverhältnis kann zum Teil damit erklärt werden, dass der durchschnittliche Vorhersagefehler für die Geschwindigkeitskomponenten im Vergleich zu Druck und Dichte relativ

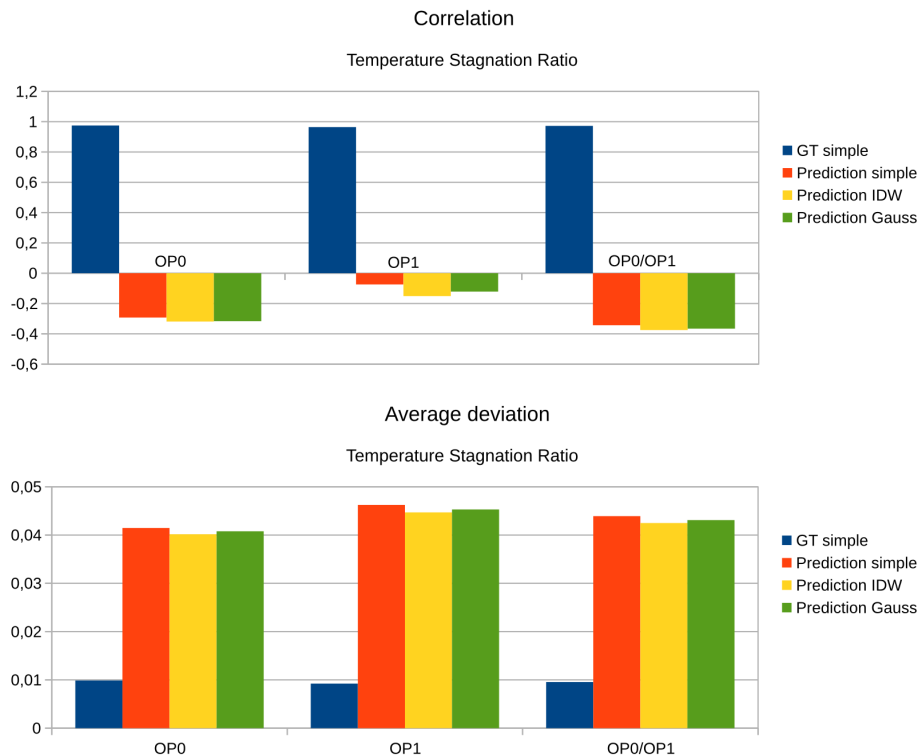


Abbildung 4.14: Korrelation und mittlere Abweichung Totaltemperaturverhältnis $T_{t,rel}$.

groß ist. Dies konnte bei den Untersuchungen im vorherigen Abschnitt 4.2 festgestellt werden. Die Geschwindigkeiten haben zur Berechnung der Totaltemperatur einen wesentlich größeren Einfluss im Vergleich zum Totaldruck, sodass sich hier der Fehler bei der Vorhersage der Geschwindigkeiten stärker fortpflanzt.

Der Effekt der Fehlerfortpflanzung ist letztendlich auch bei der Berechnung des Wirkungsgrads η_t erkennbar, da dieser von dem Totaldruck- und dem Totaltemperaturverhältnis abhängig ist. Die Datenverteilung der Vorhersagen über den echten Lösungen ist in Abbildung 4.15 dargestellt. Die Korrelation und der mittlere Fehler zu der echten Strömungslösung sind in Abbildung 4.16 dargestellt. Im Vergleich zum Totaltemperaturverhältnis kann bei dem Wirkungsgrad eine leicht positive, wenn auch äußerst geringe Korrelation festgestellt werden. Allerdings ist auch hier der Fehler alleine durch Subsampling wesentlich größer im Vergleich zu den vorherigen Größen. Bei Betrachtung der mittleren Abweichung zeigt sich allerdings für die Vorhersagen ein durchschnittlicher Fehler von ca. 55% des eigentlichen Wirkungsgrads. Diese enormen Abweichungen erklären sich durch die bereits beobachteten Fehler, insbesondere in dem Totaltemperaturverhältnis. Daher kann abschließend festgestellt werden, dass das verwendete Modell für aerodynamische Auslegungen in seiner jetzigen Form zumindest bei der Vorhersage eines Wirkungsgrads nur sehr begrenzt verwendet werden kann, da sowohl die Abweichungen als auch die Korrelationen im Wirkungsgrad zu stark von den echten Lösungen abweichen. Ein positiver Effekt der Interpolationsverfahren auf die

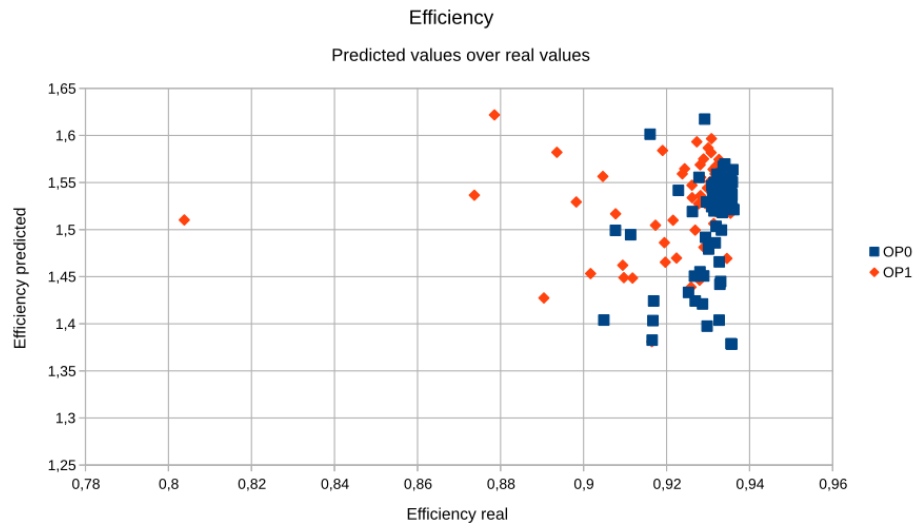


Abbildung 4.15: Datenverteilung des Wirkungsgrads der vorhergesagten über den echten Größen ("simple").

aerodynamische Auslegung konnte festgestellt werden, wobei in der vorliegenden Auswertung mit der IDW-Interpolation die besten Ergebnisse erzielt werden konnten. Dies könnte auf die Glättung

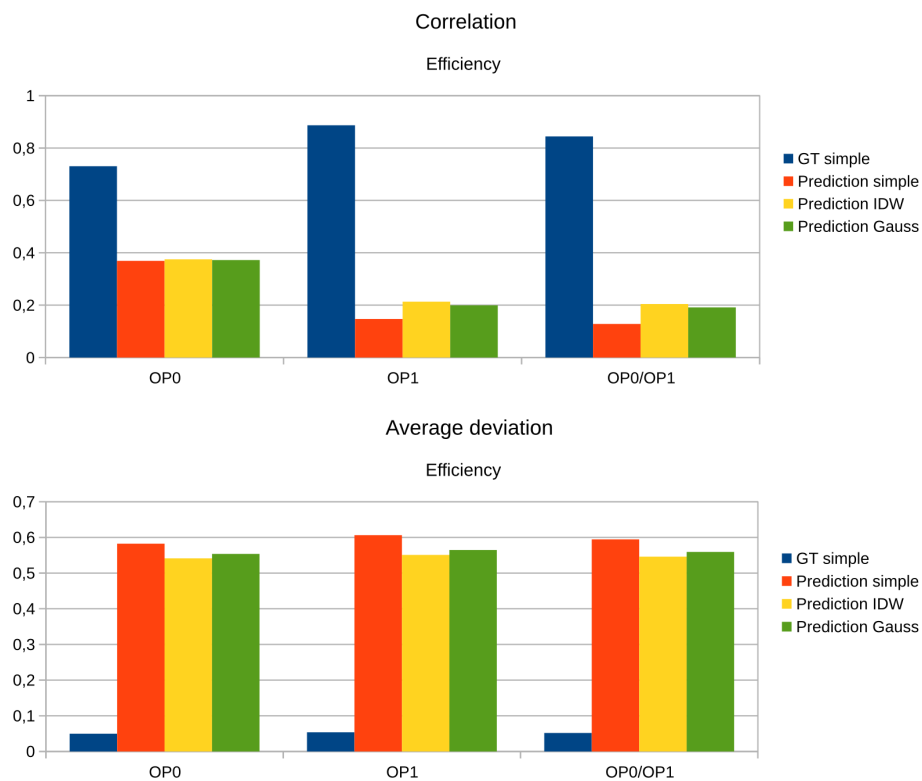


Abbildung 4.16: Korrelation und mittlere Abweichung Wirkungsgrad η_t .

der vorhergesagten Strömung zurückzuführen sein. Der reine Fehler durch das Subsampling von dem CGNS Format in eine Bounding Box ist dagegen nur minimal.

Zusammenfassung der aerodynamischen Kenngrößen

Zur aerodynamischen Bewertung des Modells wurde das Totaldruckverhältnis $P_{t,rel}$ und Totaltemperaturverhältnis $T_{t,rel}$ zwischen Aus- und Eintritt sowie der Wirkungsgrad η_t für die Rotor-Stator-Kombination berechnet und mit den echten Strömungslösungen verglichen. Dazu wurde die mittlere Abweichung und die Korrelation der Daten bestimmt. Darüber hinaus wurden die Untersuchungen für drei verschiedenen Interpolationsarten ("simple", IDW, Gauß) durchgeführt und der Fehler durch das reine Subsampling der Werte bei der Erzeugung der Bounding Box ermittelt. Es konnte festgestellt werden, dass der Subsampling-Fehler für das Totaldruck- und Totaltemperaturverhältnis vernachlässigbar klein ist, bei der Berechnung des Wirkungsgrads aber mehr ins Gewicht fällt. Während das Totaldruckverhältnis in einem gewissen Grad mit den tatsächlichen Strömungslösungen korreliert, konnte dies für das Totaltemperaturverhältnis nicht beobachtet werden. Da diese beiden Kennzahlen in die Berechnung des Wirkungsgrads eingehen, konnte dementsprechend auch hier eine äußerst geringe Korrelation von tatsächlicher Strömungslösung und Vorhersage beobachtet werden. Der mittlere Vorhersagefehler des Wirkungsgrads liegt darüber hinaus mit ca. 55% enorm hoch, sodass das hier untersuchte Modell keine verlässlichen Vorhersagen bzgl. der untersuchten Kenngrößen liefern kann. Es hat sich gezeigt, dass die hier eingesetzten Interpolationsverfahren IDW und Gauß bei der Überführung der Vorhersage von der Bounding Box- in die CGNS Struktur einen positiven Effekt auf die untersuchten Größen haben und die Vorhersage somit etwas verbessern kann.

4.4 Vergleich von Strömungseffekten

Dieser Abschnitt beschäftigt sich mit der Untersuchung der vorhergesagten Strömungsfelder auf verschiedene Strömungseffekte. Dazu werden aerodynamische Merkmale wie die Position eines Druckstoßes, Strömungsnachläufe und die Sensitivität auf Geometrievariationen anhand von radialen 2D-Querschnitten mit den echten Strömungslösungen verglichen. Zum besseren Vergleich werden zuerst die Strömungslösungen eines Members für die beiden Betriebspunkte OP0 und OP1 miteinander verglichen. In einem zweiten Schritt werden die Strömungslösungen für zwei unterschiedliche Member für einen konstanten Betriebspunkt miteinander verglichen. So soll untersucht werden, ob die untersuchten Merkmale den tatsächlichen Strömungslösungen entsprechen. Die Vorhersagen des Modells wurden mittels IDW-Interpolation in das CGNS Datenformat überführt.

4.4.1 Vergleich zwischen Betriebspunkten

Zum Vergleich zweier Betriebspunkte werden die Strömungslösungen eines Members für die beiden Betriebspunkte OP0 und OP1 miteinander verglichen. Zu diesem Zweck werden zwei verschiedene Querschnitte herangezogen und jeweils mit der echten Strömungslösung verglichen. Die Abbildung 4.17 zeigt die Vorhersage der x -Geschwindigkeit der Strömung und die jeweilige echte Geschwindigkeitskomponente eines niedrigen Querschnitts eines einzigen Members für zwei Betriebspunkte. Gut erkennbar sind hier die unterschiedlichen Ausprägungen des Strömungsnachlaufes an der

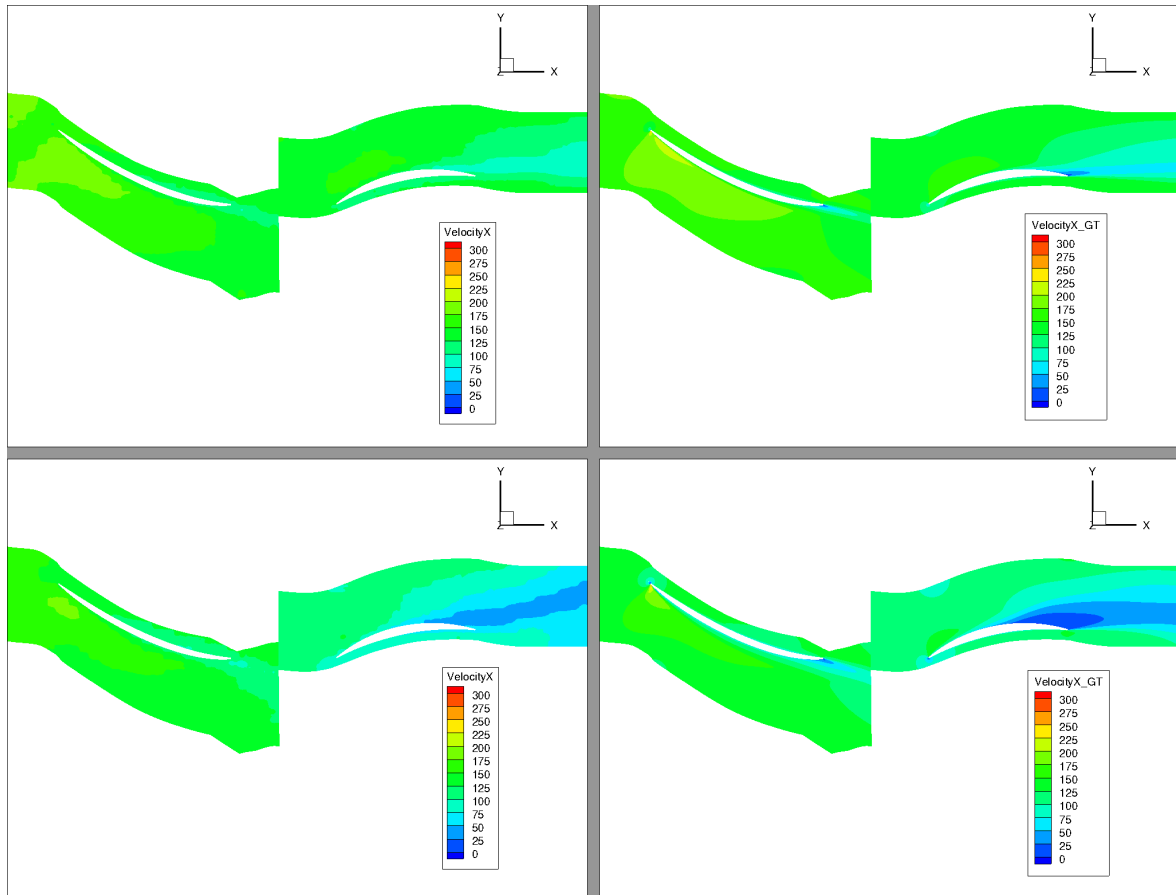


Abbildung 4.17: Niedriger Querschnitt des Strömungsfeldes zum Vergleich der x -Geschwindigkeit zwischen den Betriebspunkten OP0 (oben) und OP1 (unten) für Vorhersage (links) und echter Lösung (rechts).

Hinterkante des Stators zwischen den beiden Betriebspunkten. Diese Ausprägungen werden von dem Modell gut dargestellt. Auch das allgemeine Geschwindigkeitsniveau im Strömungsfeld des Stators wird etwas niedriger für OP1 vorhergesagt im Vergleich zu OP0 und entspricht damit den echten Strömungslösungen. Im Strömungsfeld des Rotors ist die Tendenz zur höheren Geschwindigkeitsvorhersage für OP0 im Vergleich zu OP1 auf der Saugseite leicht erkennbar. Auch ein Strömungsnachlauf an der Hinterkante des Rotors für OP1 wird in Grundzügen modelliert. Zum

Vergleich ist in Abbildung 4.18 ein hoher Querschnitt der x -Geschwindigkeit der Strömung dargestellt. Die Ausprägungen der Nachlaufströmungen sind im hohen Querschnitt des Strömungsfeldes

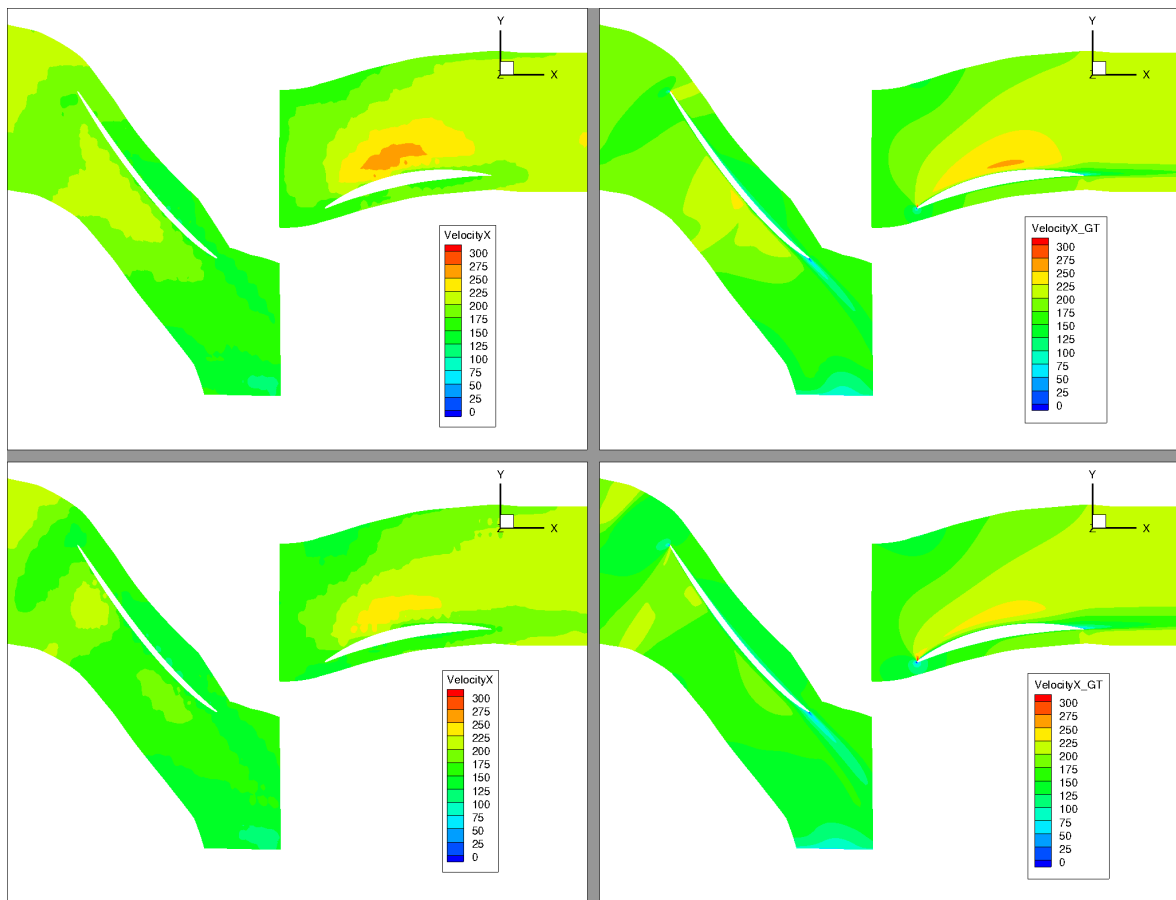


Abbildung 4.18: Hoher Querschnitt des Strömungsfeldes zum Vergleich der x -Geschwindigkeit zwischen den Betriebspunkten OP0 (oben) und OP1 (unten) für Vorhersage (links) und echter Lösung (rechts).

nicht so stark vertreten wie im niedrigen Querschnitt. Dies wirkt sich auch auf die Vorhersage aus. Die Strömungsvorhersage für x -Geschwindigkeit um den Rotor gibt auch für diesen Querschnitt die echte Geschwindigkeit gut wieder. So werden die Positionen und Größen verschiedener Geschwindigkeitsniveaus auf der Saugseite gut differenziert und dargestellt. Vor allem die Unterschiede der Geschwindigkeiten im Strömungsfeld des Stators werden gut herausgearbeitet. Hier findet eine gute Wiedergabe der Konturen und Ausprägungen der unterschiedlichen Geschwindigkeitsniveaus statt.

Zur weiteren qualitativen Untersuchung der Strömungseffekte ist in Abbildung 4.19 der Querschnitt des gleichen Strömungsfeldes wie in Abbildung 4.17 für den Druck dargestellt. Die Unterschiede sind hierbei nicht so stark ausgeprägt wie bei der Betrachtung der x -Geschwindigkeit. Dies liegt auch daran, dass die echten Lösungen stärker beieinander liegen. Es sind dennoch Tendenzen erkennbar. So entspricht der Druckunterschied im hinteren Strömungsfeld des Stators dem der echten

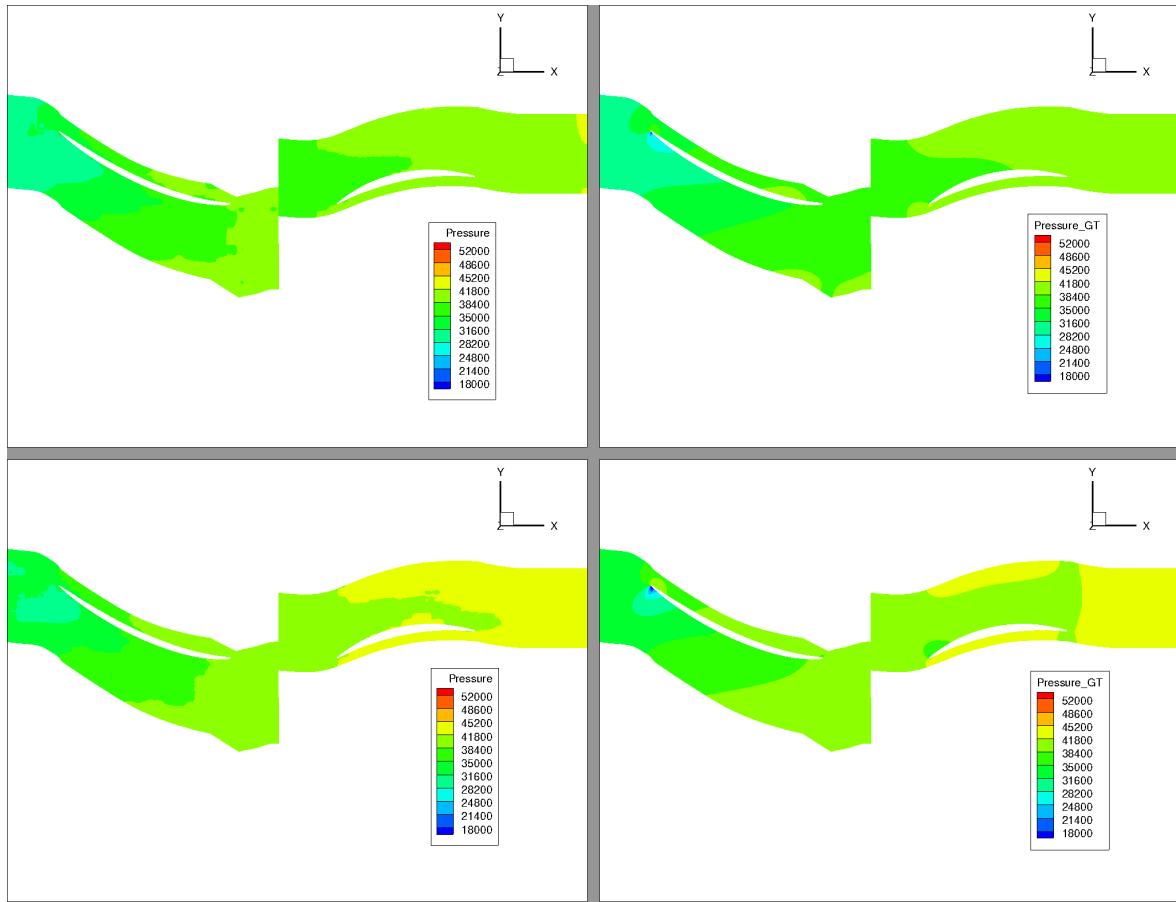


Abbildung 4.19: Niedriger Querschnitt des Strömungsfeldes zum Vergleich des Drucks zwischen den Betriebspunkten OP0 (oben) und OP1 (unten) für Vorhersage (links) und echter Lösung (rechts).

Strömungslösungen. Auch eine Differenzierung des Drucks an der Vorderkante des Rotors findet statt. Ein besserer Vergleich der Druckunterschiede kann für den hohen Strömungsquerschnitt in Abbildung 4.20 vorgenommen werden. Hier werden die Druckunterschiede an Druck- und Saugseite des Stators von dem Modell gut wiedergegeben. Das Druckniveau entspricht hier weitestgehend der echten Lösungen, auch wenn einzelne Druckstöße nicht erfasst werden. Nur sehr gering ausgeprägt ist der Druckabfall des OP0 am Austritt des Stators. Dies kann mitunter ein Grund für die schlechte Vorhersagegüte bzgl. der aerodynamischen Kenngrößen sein, da diese maßgeblich von den Strömungsgrößen an den Interfaces abhängig sind. Die Position der Druckabfälle an der Saugseite des Rotors werden gut modelliert, wobei auch hier Extrema kaum herausgearbeitet werden. Das Druckniveau im Bereich der Vorderkante ist hier von dem Modell für beide Betriebspunkte tendenziell korrekt wiedergegeben.

Die Unterscheidung von aerodynamischen Merkmalen ist für die übrigen Strömungsgrößen qualitativ gleichwertig. Es kann hier also festgestellt werden, dass das Modell eine adäquate Unterscheidung der Strömungen für unterschiedliche Betriebspunkte bei gleicher Geometrie vornehmen kann und

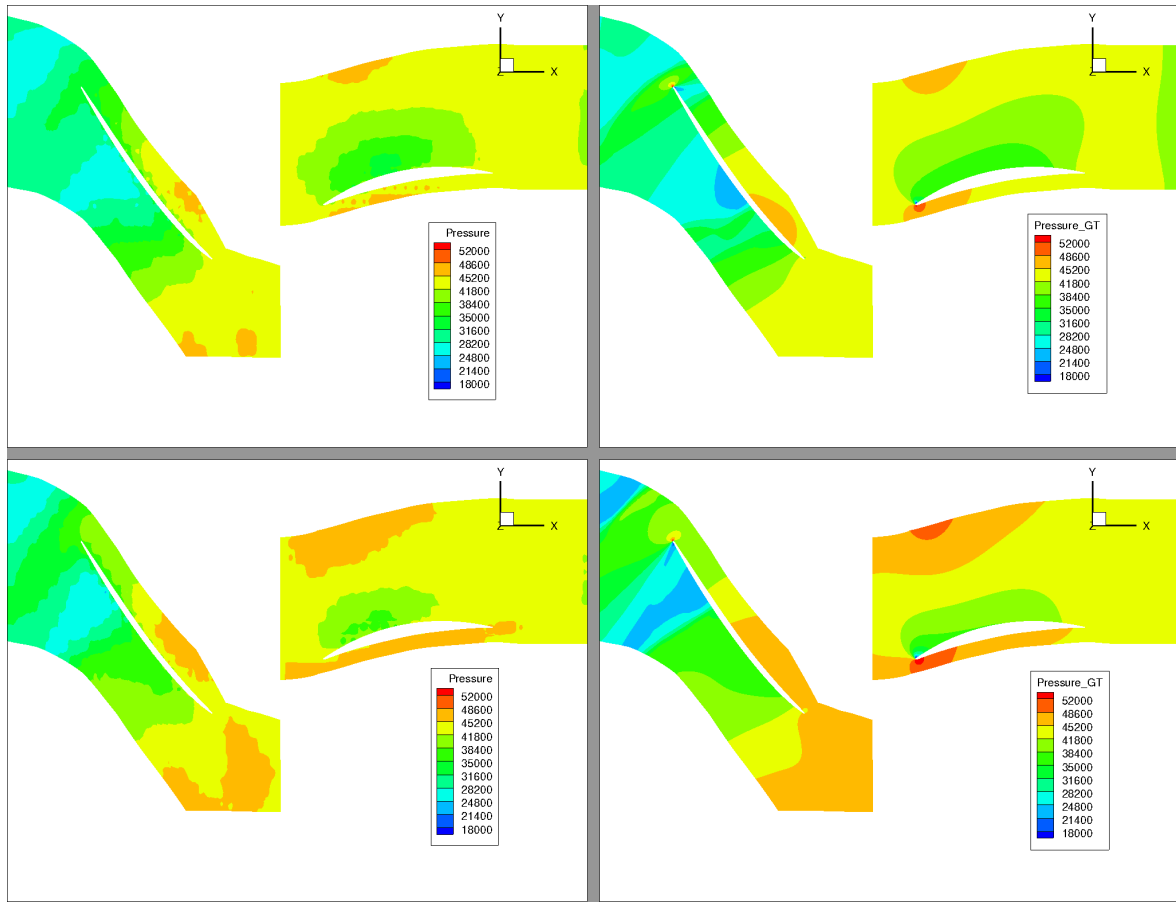


Abbildung 4.20: Hoher Querschnitt des Strömungsfeldes zum Vergleich des Drucks zwischen den Betriebspunkten OP0 (oben) und OP1 (unten) für Vorhersage (links) und echter Lösung (rechts).

so auf unterschiedliche Randbedingungen reagieren kann.

4.4.2 Vergleich unterschiedlicher Geometrien

Es soll nachfolgend untersucht werden, wie gut das Modell Strömungseffekte für unterschiedliche Member auflösen kann. Dabei werden die Strömungsquerschnitte zweier Member aus der Testmenge miteinander verglichen. Abbildung 4.21 zeigt die unterschiedlichen Strömungsquerschnitte der x -Geschwindigkeiten der beiden Member für Vorhersage und echter Lösung. Hier ist deutlich erkennbar, dass die Strömungsnachläufe der Member 1 und 2 hinter dem Stator sehr ähnlich zueinander vorhergesagt werden. Dies bedeutet aber eine leichte Überschätzung des Nachlaufs für Member 1. Im Gegensatz dazu werden aber die Geschwindigkeitsniveaus sowohl beim Rotor als auch beim Stator gut wiedergegeben. Die unterschiedlichen Ausprägungen der Geschwindigkeitszunahme an der Saugseite des Rotors sind bei beiden Membern tendenziell erkennbar und werden voneinander differenziert. Da in diesem niedrigen Querschnitt aber nur geringe Strömungseffekte

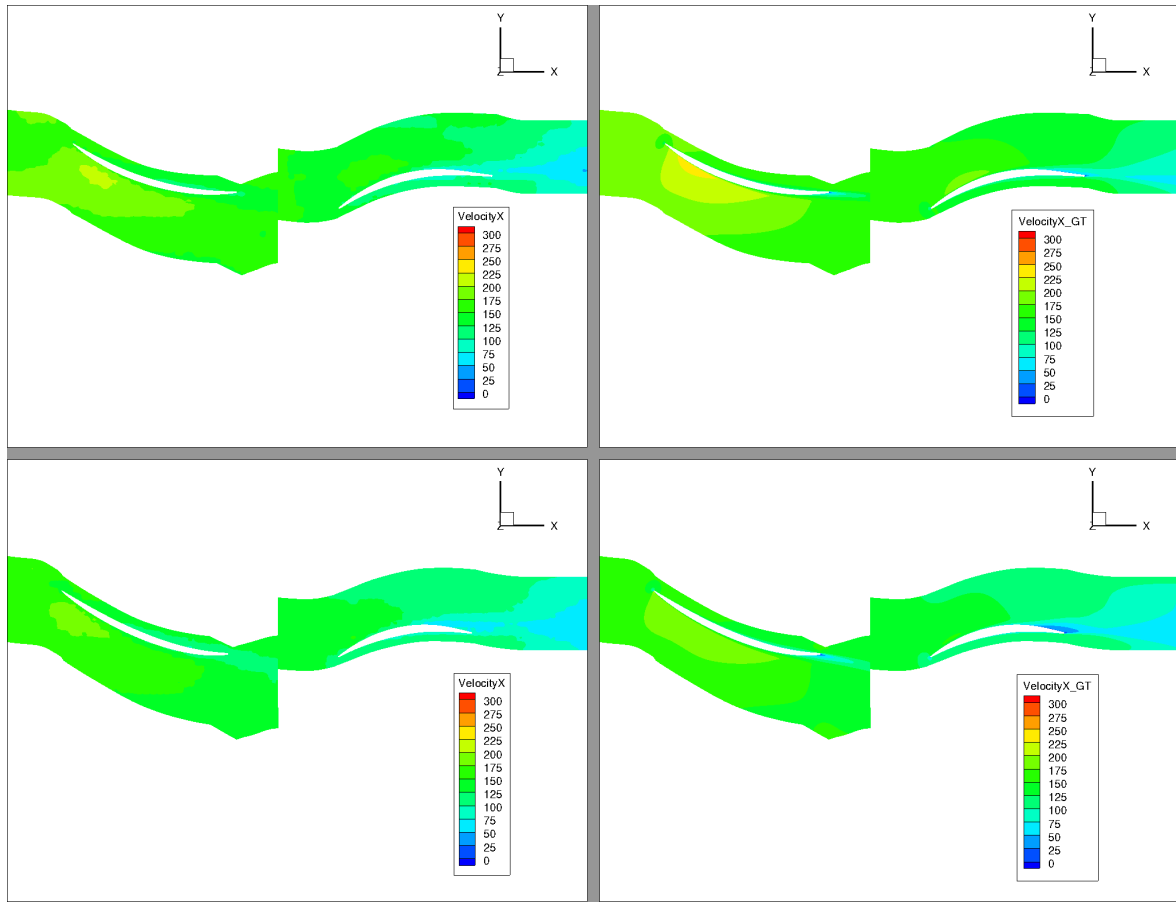


Abbildung 4.21: Niedriger Querschnitt des Strömungsfeldes zum Vergleich der x -Geschwindigkeit zwischen Member 1 (oben) und Member 2 (unten) für Vorhersage (links) und echter Lösung (rechts).

untersucht werden können, ist in Abbildung 4.22 ein Vergleich der x -Geschwindigkeiten für einen hohen Querschnitt dargestellt. Es kann hier beobachtet werden, dass die Strömungsnachläufe der echten Lösungen an der Hinterkante des Stators auf diesem Querschnitt von dem Modell nur sehr begrenzt wiedergegeben werden. Dafür werden die unterschiedlichen Ausprägungen der Geschwindigkeit an der Saugseite des Stators tendenziell korrekt wiedergegeben, auch wenn bei Member 1 eine leichte Unter- und bei Member 2 eine leichte Überschätzung stattfindet. Die Modellierung der Geschwindigkeitsstöße an der Saugseite des Rotors ist qualitativ bei beiden Membern vorhanden, auch wenn die Position des Extremum bei Member 1 etwas zu weit vorne liegt und das Geschwindigkeitsniveau unterschätzt wird. Die Geschwindigkeit am Eintritt des Strömungsfeldes wird für beide Member sehr ähnlich vorhergesagt, obwohl der Unterschied in den echten Lösungen wesentlich größer ist.

Um weitere Aussagen über den Strömungsvergleich zweier Member treffen zu können, sind in Abbildung 4.23 die hohen Strömungsquerschnitte beider Member für den Druck dargestellt. Auf den Vergleich eines niedrigen Querschnitts für den Druck wird an dieser Stelle verzichtet, da

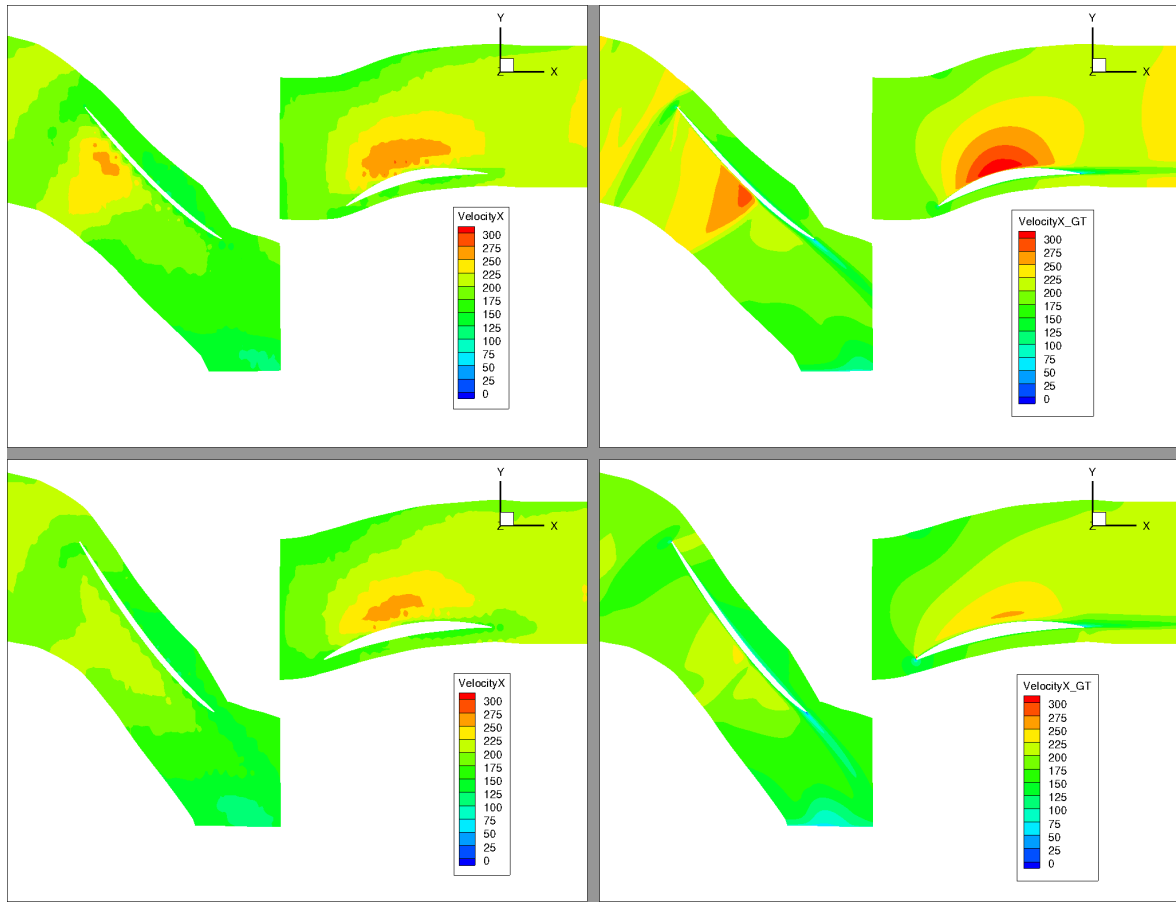


Abbildung 4.22: Hoher Querschnitt des Strömungsfeldes zum Vergleich der x -Geschwindigkeit zwischen Member 1 (oben) und Member 2 (unten) für Vorhersage (links) und echter Lösung (rechts).

kaum Unterschiede in den Vorhersagen und echten Lösungen sichtbar sind. Bei dem Vergleich der hohen Querschnitte für den Druck zeichnet sich ein ähnliches Bild ab wie bei dem Vergleich der x -Geschwindigkeiten. Die Unterscheidung der Druckniveaus beider Member am Stator ist in Grundzügen gegeben, wenn auch sehr ähnlich. Besser sind allerdings die Unterschiede an der Saugseite des Rotors sichtbar. Auch wenn die Position des Druckabfalls bei Member 1 etwas zu weit vorne liegt, so findet doch eine deutliche Differenzierung der Strömungsfelder zwischen Member 1 und 2 statt. Es kann darüber hinaus beobachtet werden, dass der Druckabfall bei beiden Membern entlang der Saugseite korrekt wiedergegeben wird, obwohl sich die Schaufellängen der beiden Member wesentlich unterscheiden.

Auch hier ist die Unterscheidung von aerodynamischen Merkmalen für die übrigen Strömungsgrößen qualitativ gleichwertig. Es kann somit festgestellt werden, dass eine Unterscheidung der Strömungsfelder für zwei unterschiedliche Member stattfindet, auch wenn sich die Vorhersagen zum Teil ähnlich sind. Das Modell kann somit auf verschiedene Größen wie Schaufellänge, -dicke und Staffelungswinkel begrenzt reagieren und Strömungseffekte in Grundzügen wiedergeben.

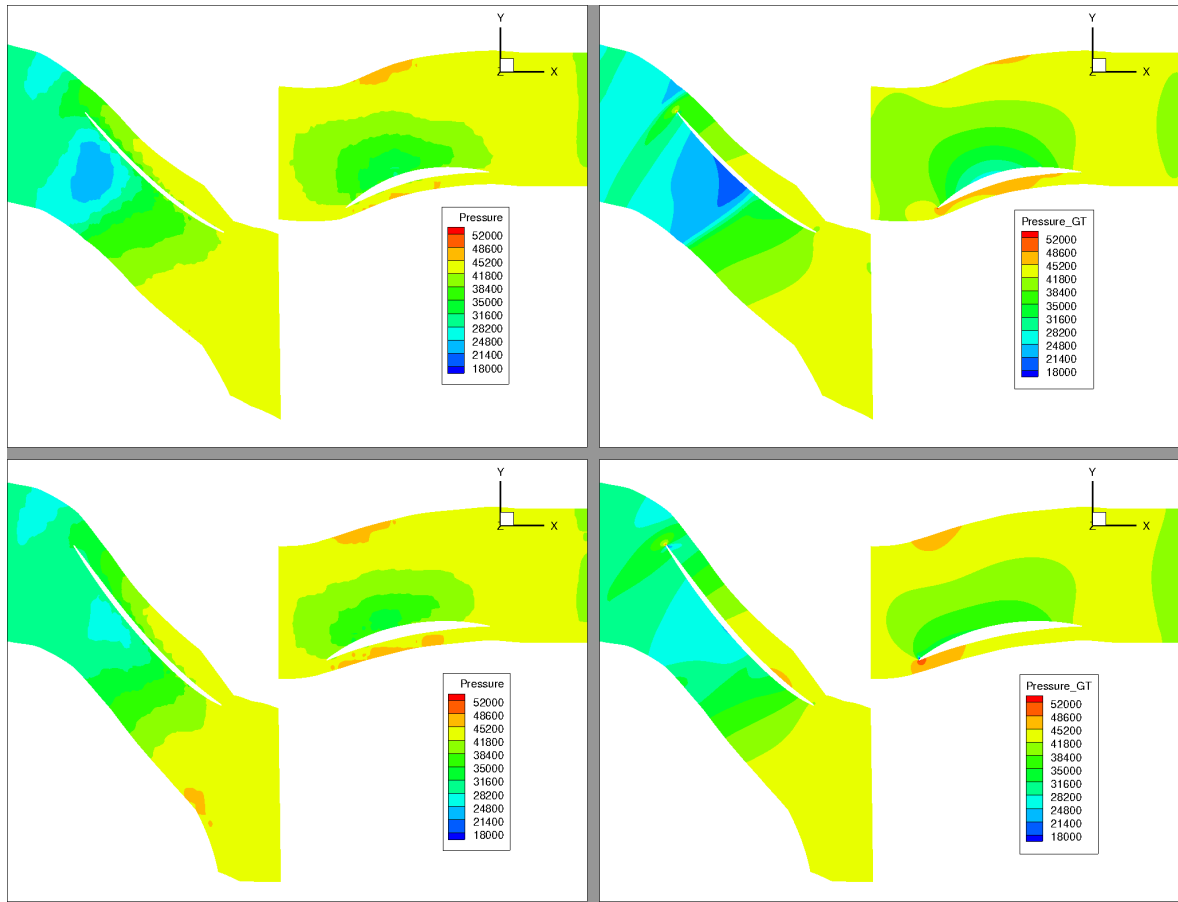


Abbildung 4.23: Hoher Querschnitt des Strömungsfeldes zum Vergleich des Drucks zwischen Member 1 (oben) und Member 2 (unten) für Vorhersage (links) und echter Lösung (rechts).

Zusammenfassung der beobachteten Strömungseffekte

Anhand des Vergleichs verschiedener Strömungsquerschnitte wurde untersucht, ob das Modell Unterscheidungen einerseits zwischen verschiedenen Betriebspunkten und andererseits zwischen verschiedenen Membern treffen kann. Zu diesem Zweck wurden sowohl niedrige als auch hohe radiale Strömungsquerschnitte der x -Geschwindigkeit und des Drucks betrachtet und im Hinblick auf die echten Lösungen miteinander verglichen. Dabei konnte festgestellt werden, dass die unterschiedlichen Ausprägungen zwischen den beiden Betriebspunkten für verschiedener Strömungseffekte von dem Modell gut modelliert werden können. Die Unterscheidung dieser Effekte zwischen den einzelnen Membern wiederum war bei dem hier untersuchten Modell zwar vorhanden aber nicht sehr ausgeprägt.

4.5 Bewertung

Die Netzwerkarchitektur des Neuronalen Netzes weist im Vergleich zu einfachen Faltungsnetzen bereits eine gute Performance und weiteres Potential auf. Hier sind jedoch weitere umfassende Studien notwendig. Die Wiedergabe verschiedener Tendenzen von Strömungseffekten innerhalb des Strömungsfeldes werden von dem Modell bereits erfasst. Die aerodynamischen Kenngrößen, die mit POST berechnet wurden, geben allerdings kaum die Realität wieder. Dies ist mit hoher Wahrscheinlichkeit auf die wesentlich schlechtere Vorhersage der Geschwindigkeitskomponenten zurückzuführen. Die Gründe hierfür müssen noch weiter untersucht werden. Da die aerodynamische Auslegung und Optimierung einer Geometrie aber wesentlich von diesen Größen abhängig ist, ist dieses Modell im Rahmen einer Optimierung als reine Low-Fidelity Prozesskette nur bedingt einsetzbar. Die statistischen Auswertungen lassen aber noch auf Potential zur Verbesserung schließen. Zur Auflösung einzelner Strömungseffekte und Tendenzen aber kann dieses Modell schon jetzt begrenzt eingesetzt werden.

5 Zusammenfassung & Ausblick

In diesem Kapitel werden das Vorgehen und die Ergebnisse der Arbeit zusammenfassend beschrieben. Es werden hierbei alle Schritte unter Berücksichtigung der eingangs formulierten Fragestellung und Anforderungen dargelegt. Abschließend wird ein Ausblick auf Möglichkeiten zur Untersuchung weiterer Aufgaben- und Problemstellungen gegeben, die sich aus dieser Arbeit heraus ergeben haben.

5.1 Zusammenfassung

Im Rahmen dieser Arbeit wurde untersucht, ob es möglich ist, eine dreidimensionale CFD-Strömungslösung mittels Neuronaler Netze anhand der Geometrie eines Fandesigns nachstellen zu können. Aufgabe des Neuronalen Netz ist demnach die Regression einer Strömungslösung auf Basis der Geometrie und verschiedener physikalischer Randbedingungen als Eingangsgrößen. Dieser Ansatz hat den Vorteil, dass die Informationen aus Strömungsberechnungen vergangener Optimierungen in einem gewissen Grad für zukünftige Anwendungsfälle genutzt werden können. Darüber hinaus kann ein trainiertes Modell in kurzer Zeit Vorhersagen treffen und ist unabhängig von der Parametrisierung einer Optimierung.

Zu diesem Zweck wurde in einem ersten Schritt eine Datenbasis an bekannten CFD-Strömungslösungen aufgestellt, anhand derer das Modell trainiert werden soll. Die Datenbasis entstammt einer Optimierung, die auf Basis einer Geometrievariation aus dem Forschungsprojekt CRISPII durchgeführt wurde. Es handelt sich dabei um eine Rotor-Stator-Kombination. Insgesamt wurden die Strömungslösungen für 1000 Member mit je zwei Betriebspunkten berechnet und abgespeichert, sodass insgesamt 2000 verschiedene Strömungslösungen als Datenbasis zur Verfügung standen.

Zur Aufstellung eines geeigneten Modells wurden anschließend die benötigten Eingangsgrößen sowie die erforderlichen Ausgangsgrößen identifiziert. Wichtig ist hierbei, dass die Eingangsgrößen eine vollständige Beschreibung des gesamten physikalischen Problems abbilden, dass also alle Geometrieeigenschaften und Randbedingungen einen Einfluss auf die vorhergesagte Strömungslösung haben. Daher werden als Eingangsgrößen die Geometrie, die Umfangsgeschwindigkeit sowie die Eintritts- und Austrittsrandbedingungen verwendet. Die Ausgangsgrößen eines Modells müssen eine umfangreiche Strömungslösung widerspiegeln. Auf turbulente Größen wird hier jedoch verzichtet, sodass als Ausgangsgrößen die Geschwindigkeitsgrößen v_x , v_y und v_z (im Polarkoordinatensystem werden v_y durch v_θ und v_z durch v_r ersetzt), die Dichte ρ und der Druck P berechnet werden sollen. Damit können alle weiteren aerodynamischen Kenngrößen berechnet werden.

Im nächsten Schritt wurde ein Verfahren entwickelt, um die Strömungsdaten so aufzubereiten, dass sie von einem Neuronalen Netz Modell verwendet werden können. Zu diesem Zweck werden

die Strömungsdaten in eine Bounding Box überführt, die den Raum in zahlreiche gleichmäßige Netzzellen bzw. Blöcke unterteilt. Diese Blöcke wiederum bilden Bereiche einer Strömungslösung in deutlich geringerer Auflösung ab. Es kann hierbei zwischen Ein- und Mehr-Reihen-Modellen unterschieden werden. Während bei Ein-Reihen-Modellen eine einzige Bounding Box um alle Schaufelreihen berechnet wird, wird bei einem Mehr-Reihen-Modell für jede Schaufelreihe eine eigene Bounding Box erzeugt. Dies ermöglicht einen allgemeineren Ansatz und eine gewissen Unabhängigkeit von der Größe einer Maschine. Ein großer Nachteil bei dem Mehr-Reihen-Modell besteht darin, dass die lokalen Randbedingungen zwischen den einzelnen Schaufelreihen aus der reinen Geometrie heraus derzeit nicht berechnet werden können.

Das Subsampling einer Strömungslösung auf eine Bounding Box wird mittels Nearest Neighbor Subsampling durchgeführt. Jeder Block einer Bounding Box enthält nach dem Subsampling somit die Eingangsgrößen, die zuvor identifiziert wurden. Es wurde hierbei darauf geachtet, die Struktur der originalen Strömungsfelder weitestgehend zu erhalten und physikalisch nachzubilden. Darüber hinaus wurde ein Verfahren entwickelt, um die berechneten Strömungslösungen für eine Bounding Box im Anschluss wieder auf das feine Rechennetz einer originalen Strömungslösung zu interpolieren, um alle weiteren Schritte einer Prozesskette durchlaufen zu können.

Auf Basis der Bounding Box Struktur wurde anschließend ein Neuronales Netz aufgebaut, welches zur Regression einer Strömungslösungen trainiert wurde. Es wird hierbei auf bekannte Techniken aus dem Bereich Deep Learning zurückgegriffen. Durch die Struktur des Netzes ist darüber hinaus gewährleistet, dass wichtige physikalische Zusammenhänge wie z.B. Stromauf- und -abwirkungen innerhalb einer Bounding Box von dem Modell erfasst werden können. Der Austausch der lokalen Randbedingungen zwischen den Schaufelreihen bei einem Mehr-Reihen-Modell zur iterativen Berechnung der Strömungslösungen ist derzeit noch nicht implementiert. Möglichkeiten hierzu werden im Ausblick in Abschnitt 5.2.3 diskutiert. Zu Testzwecken werden daher die lokalen Randbedingungen aus bereits bekannten Strömungslösungen extrahiert. Das so aufgestellte Netz verwendet ausschließlich Faltungslayer, eine voll vernetzte Schicht ist nicht enthalten. Dies ist erforderlich, da die Größe des Eingaberaums (Anzahl an Blöcken in einer Bounding Box) exakt der Größe des Ausgaberaums entspricht, wobei diese Größe nicht auf einen festen Wert vorgegeben ist. Durch die Größe des Eingabe- und Ausgaberaums wäre eine Vollvernetzung darüber hinaus äußerst speicher- und rechenintensiv.

Die abschließende Untersuchung und Bewertung des Verfahrens wurde auf Basis der zuvor aufgestellten Datenbasis durchgeführt, wobei diese zufällig in Trainings- und Testmenge unterteilt wurde. Es wurden hierbei zum einen statistische Metriken untersucht, die eine Aussage über die informationstechnische Güte des Modells im Hinblick auf Streuung, Korrelation und mittleren Vorhersagefehler treffen. Es konnte so festgestellt werden, dass das Modell keine mittlere Lösung aus allen zum Training verwendeten Strömungslösungen lernt und sensitiv auf verschiedene Eingaben reagiert. Darüber hinaus konnte eine Korrelation der Strömungsvorhersagen mit den echten Vorhersagen beobachtet werden. Der mittlere Vorhersagefehler betrug zwischen 10%

bis 15% der mittleren Standardabweichung σ_Y der Strömungsgrößen. Zur Untersuchung und Bewertung des Modells wurden als nächstes aerodynamische Kenngrößen der Vorhersagen mittels des Auswertetools POST berechnet und mit den Kenngrößen der echten Strömungslösungen verglichen. Als Vergleichswerte wurden das Totaldruckverhältnis $P_{t,rel}$ zwischen Aus- und Eintritt, das Totaltemperaturverhältnis $T_{t,rel}$ zwischen Aus- und Eintritt und der Wirkungsgrad η_t verwendet. Es konnten hier große Abweichungen dieser Größen zwischen Vorhersagen und echten Lösungen festgestellt werden. Darüber hinaus konnten für $T_{t,rel}$ und η_t keine bzw. nur schwache Korrelationen zu den echten Größen beobachtet werden, sodass der Nutzen des Modells zur Vorhersage dieser Kenngrößen äußerst gering ist. Da die Optimierung einer Geometrie wesentlich auf diesen Größen basiert, ist dieses Modell als reine Low-Fidelity Prozesskette noch ausbaufähig.

In einem letzten Schritt wurden die Strömungsfelder zwischen zwei Betriebspunkten und zwischen zwei verschiedenen Membern anhand zweier Querschnitte auf Strömungseffekte wie Druckstöße, Nachläufe, etc. hin ausgewertet. So soll untersucht werden, ob das Modell verschiedene Strömungseffekte zwischen Betriebspunkten bzw. zwischen Membern unterscheidet. Es konnte so festgestellt werden, dass die unterschiedlichen Ausprägungen von Strömungseffekten zwischen den Betriebspunkten von dem Modell gut wiedergegeben werden. Die Unterscheidung dieser Effekte zwischen den verschiedenen Membern wiederum war in groben Zügen vorhanden aber nicht sehr ausgeprägt. Zur Auflösung einzelner Strömungseffekte und Tendenzen aber kann dieses Modell schon jetzt begrenzt eingesetzt werden.

Es ist im Rahmen dieser Arbeit gelungen, ein Neuronales Netz zu entwickeln und zu trainieren, welches anhand einer Geometrie eine Strömungsvorhersage treffen kann. Die Güte des Modells ist aus aerodynamischer Sicht allerdings noch ausbaufähig. Es ist aber mit einiger Sicherheit noch viel Potential vorhanden, um die Performance des Modells zu verbessern. Es muss darüber hinaus in weiteren Studien untersucht werden, inwiefern dieses Modell unterstützend in den aerodynamischen Optimierungsprozess eingebunden werden kann. Maßgeblich ist hierbei, wie stark unterstützende Verfahren und Ersatzmodelle einer Optimierung auf so ein Modell zurückgreifen können.

5.2 Ausblick

Das Ziel dieser Arbeit war eine erste Untersuchung des Ansatzes zur Vorhersage von Strömungslösungen mit Neuronalen Netzen. Im Rahmen der Auswertung konnte bereits festgestellt werden, dass vor allem die Architektur des Neuronalen Netzes noch weiter untersucht werden muss. Es besteht an dieser Stelle noch großes Potential zur Verbesserung der Vorhersagen.

Des Weiteren sind verschiedene Details und Aspekte aufgefallen, die nicht abschließend geklärt werden konnten und weiterer Untersuchungen bedürfen.

5.2.1 Erweiterung des Trainingsfehlers

Bei der Betrachtung der aerodynamischen Kenngrößen ist aufgefallen, dass grundlegende Gesetzmäßigkeiten von dem Modell nicht berücksichtigt wurden. So wurden Ergebnisse für den Wirkungsgrad η_t weit über den Wert 1 ermittelt, obwohl dies in der Realität nicht möglich ist. Weitere grundlegende Gesetze (Massenstromerhaltung, Gasgesetz, etc.) werden ebenfalls nicht berücksichtigt. Es kann daher von Vorteil sein, den einfachen quadratischen Trainingsfehler in der Form zu erweitern, dass die Verletzung dieser Gesetze entsprechend bestraft wird. Es ist hierbei aber wichtig, diese Korrekturen nicht lokal auf einzelne Gebiete oder Strömungsgrößen anzuwenden, sondern gleichmäßig auf alle Bereiche und alle Strömungsgrößen einer Bounding Box.

5.2.2 Trainingsdaten

Die Untersuchungen des Modells wurden anhand von verschiedenen Geometrievvariationen eines einzigen Setups getroffen. Grundsätzlich gilt für das maschinelle Lernen, dass eine wesentlich größere Trainingsmenge zu besseren Ergebnissen führt. Es sind daher weitere Untersuchungen erforderlich, in denen der Einfluss anderer Geometrien auf die Güte des Modells untersucht wird. Denkbar wären hier auch einfache Fälle wie z.B. die Luftströmung durch eine Röhre, um grundlegende aerodynamische Gesetzmäßigkeiten erfassen zu können. Es muss aber überprüft werden, ob hierbei die Kapazität des Netzes ausreichend ist, um alle Gesetzmäßigkeiten erfassen zu können.

5.2.3 Behandlung der Interfaces

Bei der Vorhersage der Strömungslösung für eine Verdichtergeometrie wird zwischen einem Ein-Reihen- und einem Mehr-Reihen-Modell unterschieden (vgl. Abschnitt 3.1.2). Während bei einem Ein-Reihen-Modell die gesamte Geometrie in einer einzigen Bounding Box enthalten ist und mit globalen Randbedingungen definiert werden kann, verhält es sich bei einem Mehr-Reihen-Modell, bei dem jede Schaufelreihe des Verdichters einer eigenen Bounding Box zugeordnet wird, deutlich komplexer. Bei einem Ein-Reihen-Modell werden die Stromauf- und -abwirkungen über das Neuronale Netz selbst bereits vollständig erfasst. Bei einem Mehr-Reihen-Modell allerdings sieht das Neuronale Netz nur die aktuelle Schaufelreihe, Einflüsse durch vor- oder nachgelagerte Schaufelreihen können hier nicht berücksichtigt werden. Dies muss daher über die Randbedingungen so erfolgen, dass alle aerodynamischen Wechselwirkungen in geeigneter Weise wiedergegeben werden können. Ein Beispiel: eine Verdichtergeometrie besteht aus einer Abfolge der gleichen Schaufel. Durch die Stromauf- und -abwirkungen unterscheiden sich jedoch die Strömungslösungen trotz der gleichen Geometrie nur aufgrund der Randbedingungen. Nun sind die Randbedingungen zwischen den Schaufelreihen bei der Vorhersage aber nicht bekannt, es gelten lediglich die globalen Randbedingungen an der ersten Schaufel vorne und an der letzten Schaufel am Ende der Maschine. Die Randbedingungen zwischen den einzelnen Schaufelreihen müssen daher iterativ aufgebaut

werden. Zu diesem Zweck gibt es zwei unterschiedliche Ansätze, die nachfolgend näher betrachtet werden, im Rahmen dieser Arbeit allerdings nicht weiter untersucht werden konnten.

Bidirektionale Rekurrenz

Eine Möglichkeit zur Abbildung von wechselseitigen Abhängigkeiten sind bidirektionale rekurrente Neuronale Netze. Einfache unidirektionale rekurrente Netze bzw. deren Erweiterung Long Short Term Memory (LSTM) (vgl. Hochreiter & Schmidhuber [20]) werden gewöhnlich für Zeitreihenanalysen (vgl. Connor et. al. [21]), Handschrifterkennung (vgl. Graves et. al. [22]) und Spracherkennung (vgl. Sak et. al. [23], Li & Wu [24]) eingesetzt. Dazu werden neben den Eingangsdaten Informationen aus dem vorherigen Zeitschritt gewichtet hinzugefügt, sodass die Ausgabe von jeweils beidem abhängig ist. Bidirektionale rekurrente Netze fügen dem noch eine dritte Komponente aus dem nachfolgendem Zeitschritt hinzu. Dieses Vorgehen ist erstmals in der Arbeit von Schuster & Paliwala [25] beschrieben und wurde im Zusammenhang mit Spracherkennung bereits erfolgreich von Graves et. al. [26] angewendet. Um ein System besser bewerten zu können, wird es demnach eingebettet in die umgebenen (Zeit-)Schritte betrachtet und bewertet. Die Auflösung der zeitlichen wechselseitigen Beziehungen kann für das Mehr-Reihen-Modell verwendet werden, um die räumlichen Abhängigkeiten in beide Richtungen aufzulösen. Dazu können alle Reihen von einem einzigen Neuronalen Netz parallel berechnet werden. Zwischenzeitlich werden über die bidirektionalen rekurrenten Verbindungen so lange Informationen ausgetauscht, bis sich die Strömungslösung nicht mehr ändert, mindestens jedoch n mal bei n Reihen, um alle Wechselwirkungen in allen Schaufelreihen aufzulösen. Der Aufbau solch eines Netzes ist in Abbildung 5.1 schematisch dargestellt.

Interface-Modell

Die aerodynamischen Wechselwirkungen können auch iterativ-inkrementell berechnet werden, ohne dass eine gesonderte Anpassung des Modells notwendig ist. In diesem Szenario wird die erste Schaufelreihe eines Mehr-Reihen-Modells mit den Eintrittsrandbedingungen berechnet. Die Austrittsrandbedingungen für diese Schaufel sind zunächst unbekannt und sind daher nicht gesetzt. Aus der berechneten Strömungslösung wird das Austrittsinterface berechnet und als Eintrittsinterface für die nachfolgende Reihe verwendet. Dies wird für alle Reihen bis zum Ende der Maschine durchgeführt, wo zuletzt die Austrittsrandbedingungen bekannt sind. Im nächsten Schritt startet der Algorithmus wieder ganz vorne bei der ersten Reihe mit der Vorhersage der Strömung, bezieht jetzt aber das Austrittsinterface aus der Strömungslösung der im vorherigen Schritt berechneten Lösung der nachfolgenden Schaufelreihe. Dies wird wiederum für alle Reihen durchgeführt. Dieses Vorgehen wiederholt sich solange, bis sich die Strömungslösung nicht mehr ändert, auch hier jedoch mindestens n mal bei n Reihen. Dies ist in Abbildung 5.2 abgebildet. Durch dieses Vorgehen können alle Stromauf- und -abwirkungen aufgelöst werden.

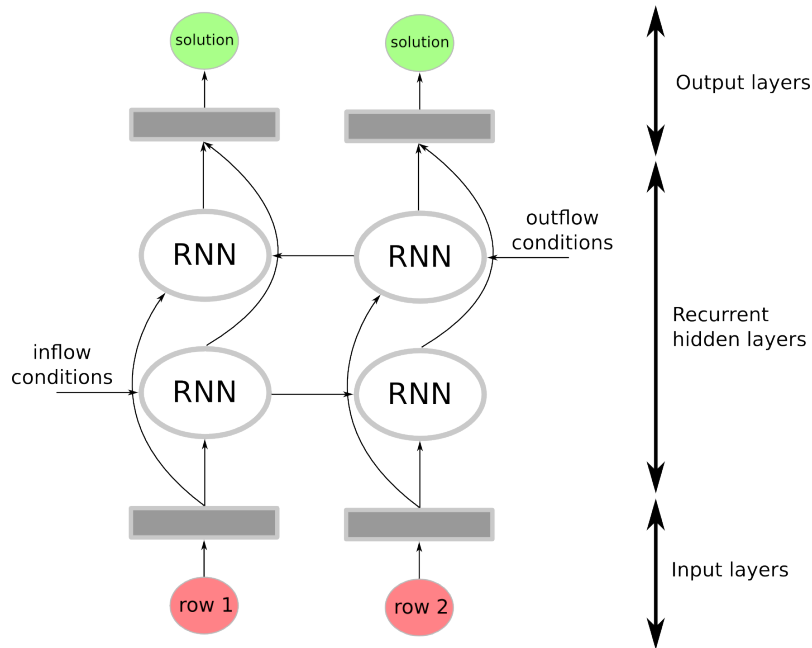


Abbildung 5.1: Bidirektionales rekurrentes Neuronales Netz zur Vorhersage der Strömungslösungen für jede Reihe separat unter Berücksichtigung der Stromauf- und -abwirkungen. Die rekurrenten Layer (mit RNN gekennzeichnet) tauschen Informationen der einzelnen Schaufelreihen untereinander aus.

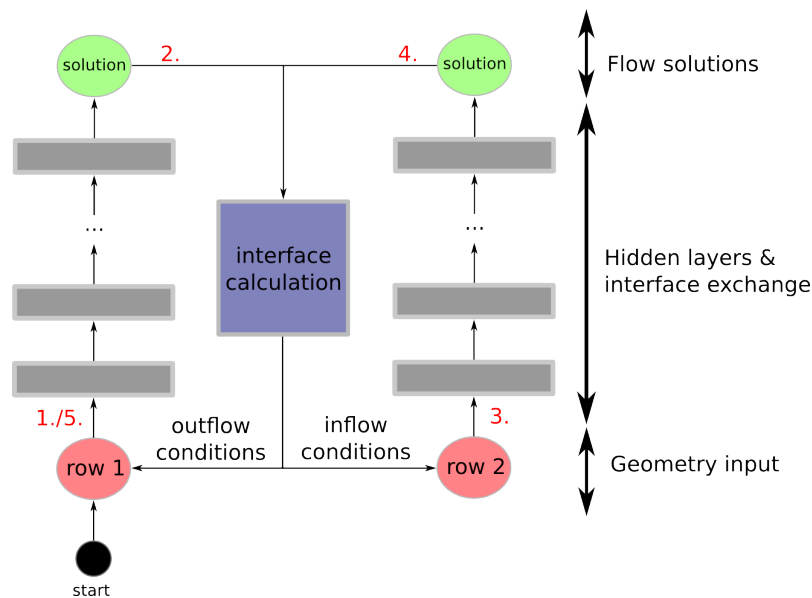


Abbildung 5.2: Iteratives Modell zur Vorhersage der Strömungslösungen für jede Reihe separat unter Berücksichtigung der Stromauf- und -abwirkungen. Der vorgeschriebene Pfad ist mit roten Zahlen gekennzeichnet. Nach der Berechnung einer Strömungslösung werden die Randbedingungen mittels Interface-Modell ermittelt und an die nächste Reihe weitergereicht.

Insgesamt konnte im Rahmen dieser Arbeit ein vielversprechender Ansatz aufgezeigt werden, mit dessen Hilfe Strömungsvorhersagen für Schaufelgeometrien eines Verdichters in kurzer Zeit getroffen werden können. Das Entwicklungspotential ist hierbei noch nicht ausgeschöpft. Auch ein Einsatz abseits der Optimierungen von Turbomaschinen im Bereich der Strömungsvorhersagen ist durchaus denkbar.

Literaturverzeichnis

- [1] FRANKE, Martin ; KÜGELER, Edmund ; NÜRNBERGER, Dirk: Das DLR-Verfahren TRACE: Moderne Simulationstechniken für Turbomaschinenströmungen. In: DGLR (Hrsg.): *Deutscher Luft- und Raumfahrtkongress 2005*, 2005
- [2] SCHMITZ, Andreas: *Entwicklung eines objektorientierten und parallelisierten Gradient Enhanced Kriging Ersatzmodells*, Fernuniversität Hagen, Fakultät für Mathematik und Informatik, Masterarbeit, September 2013
- [3] REIMER, Erich: *Vergleichende Optimierung eines Fans mit High- und Multi-Fidelity Verfahren*, Hochschule Aachen, Bachelorarbeit, September 2016
- [4] SCHMITZ, Andreas: *Multifidelity-Optimierungsverfahren für Turbomaschinen*, Ruhr Universität Bochum, Dissertation, 2018
- [5] HE, Kaiming ; ZHANG, Xiangyu ; REN, Shaoqing ; SUN, Jian: Deep Residual Learning for Image Recognition. In: *2016 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR)* (2016), S. 770–778
- [6] SZEGEDY, Christian ; LIU, Wei ; JIA, Yangqing ; SERMANET, Pierre ; REED, Scott E. ; ANGUELOV, Dragomir ; ERHAN, Dumitru ; VANHOUCKE, Vincent ; RABINOVICH, Andrew: Going Deeper with Convolutions. In: *CoRR* abs/1409.4842 (2014). <http://arxiv.org/abs/1409.4842>
- [7] SZEGEDY, Christian ; IOFFE, Sergey ; VANHOUCKE, Vincent: Inception-v4, Inception-ResNet and the Impact of Residual Connections on Learning. In: *CoRR* abs/1602.07261 (2016). <http://arxiv.org/abs/1602.07261>
- [8] YU, Fisher ; KOLTUN, Vladlen: Multi-Scale Context Aggregation by Dilated Convolutions. In: *CoRR* abs/1511.07122 (2015). <http://arxiv.org/abs/1511.07122>
- [9] PERONE, Christian ; CALABRESE, Evan ; COHEN-ADAD, Julien: Spinal cord gray matter segmentation using deep dilated convolutions. In: *Scientific Reports* 8 (2018), April. <http://dx.doi.org/10.1038/s41598-018-24304-3>. – DOI 10.1038/s41598-018-24304-3
- [10] PIERRET, S. ; VAN DEN BRAEMBUSSCHE, R.: Turbomachinery Blade Design Using a Navier–Stokes Solver and Artificial Neural Network. In: *ASME 1998 International Gas Turbine and Aeroengine Congress and Exhibition* Bd. 1. Stockholm, Schweden, Juni 1998
- [11] RAI, Man M. ; MADAVAN, Nateri K.: Application of Artificial Neural Networks to the Design of Turbomachinery Airfoils. In: *Journal of Propulsion and Power* 17 (2001), Januar-Februar, Nr. 1
- [12] BAI, Cheng'an ; ZHOU, Chao: Pressure Predictions of Turbine Blades with Deep Learning.

- In: CoRR abs/1806.06940 (2018). <http://arxiv.org/abs/1806.06940>
- [13] LENGYEL-KAMPMANN, Timea: *Vergleichende aerodynamische Untersuchungen von gegenläufigen und konventionellen Fanstufen für Flugtriebwerke*, Ruhr-Universität Bochum, Universitätsbibliothek, Dissertation, 2016
- [14] NATIONAL AERONAUTICS AND SPACE ADMINISTRATION (NASA): *Isentrop Flow*. Online unter <https://www.grc.nasa.gov/www/k-12/airplane/isentrop.html>, Stand: Juni 2018
- [15] AMERICAN INSTITUTE OF AERONAUTICS AND ASTRONAUTICS (AIAA): *Recommended Practice: The CFD General Notation System – Standard Interface Data Structures (AIAA R-101A-2005)*. 2005
- [16] LAURIEN, E. ; OERTEL, H.: *Numerische Strömungsmechanik: Grundgleichungen, Lösungsmethoden, Softwarebeispiele*. Vieweg+Teubner Verlag, 2013 (Studium Technik)
- [17] SRIVASTAVA, Nitish ; HINTON, Geoffrey ; KRIZHEVSKY, Alex ; SUTSKEVER, Ilya ; SALAKHUTDINOV, Ruslan: Dropout: A Simple Way to Prevent Neural Networks from Overfitting. In: *Journal of Machine Learning Research* 15 (2014), 1929-1958. <http://jmlr.org/papers/v15/srivastava14a.html>
- [18] ZEILER, Matthew D.: ADADELTA: An Adaptive Learning Rate Method. In: CoRR abs/1212.5701 (2012). <http://arxiv.org/abs/1212.5701>
- [19] RUDER, Sebastian: An overview of gradient descent optimization algorithms. In: CoRR abs/1609.04747 (2016). <http://arxiv.org/abs/1609.04747>
- [20] HOCHREITER, Sepp ; SCHMIDHUBER, Jürgen: Long Short-Term Memory. In: *Neural Comput.* 9 (1997), November, Nr. 8, 1735–1780. <http://dx.doi.org/10.1162/neco.1997.9.8.1735>. – DOI 10.1162/neco.1997.9.8.1735. – ISSN 0899–7667
- [21] CONNOR, J. T. ; MARTIN, R. D. ; ATLAS, L. E.: Recurrent neural networks and robust time series prediction. In: *IEEE Transactions on Neural Networks* 5 (1994), März, Nr. 2, S. 240–254. <http://dx.doi.org/10.1109/72.279188>. – DOI 10.1109/72.279188. – ISSN 1045–9227
- [22] GRAVES, A. ; LIWICKI, M. ; FERNÁNDEZ, S. ; BERTOLAMI, R. ; BUNKE, H. ; SCHMIDHUBER, J.: A Novel Connectionist System for Unconstrained Handwriting Recognition. In: *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence* 31 (2009), May, Nr. 5, S. 855–868. <http://dx.doi.org/10.1109/TPAMI.2008.137>. – DOI 10.1109/TPAMI.2008.137. – ISSN 0162–8828
- [23] SAK, Hasim ; SENIOR, Andrew W. ; BEAUFAYS, Françoise: Long Short-Term Memory Based Recurrent Neural Network Architectures for Large Vocabulary Speech Recognition. In: CoRR abs/1402.1128 (2014). <http://arxiv.org/abs/1402.1128>

- [24] LI, X. ; WU, X.: Constructing long short-term memory based deep recurrent neural networks for large vocabulary speech recognition. In: *2015 IEEE International Conference on Acoustics, Speech and Signal Processing (ICASSP)*, 2015. – ISSN 1520–6149, S. 4520–4524
- [25] SCHUSTER, M. ; PALIWAL, K.K.: Bidirectional Recurrent Neural Networks. In: *IEEE Transactions on Signal Processing* 45 (1997), November, Nr. 11, S. 2673–2681. <http://dx.doi.org/10.1109/78.650093>. – DOI 10.1109/78.650093. – ISSN 1053–587X
- [26] GRAVES, A. ; MOHAMED, A. r. ; HINTON, G.: Speech recognition with deep recurrent neural networks. In: *2013 IEEE International Conference on Acoustics, Speech and Signal Processing*, 2013. – ISSN 1520–6149, S. 6645–6649